



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT  
SUPERIEUR

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة الإخوة منتوري قسنطينة 1

UNIVERSITE DES FRERES  
MENTOURI-CONSTANTINE 1

Laboratoire Signaux et Systèmes de  
Communication(SISCOM)

N°d'Ordre: 41/D3C/2022 Série: 06/ELE/2022

## Thèse

Présentée pour l'Obtention du Diplôme de

## Doctorat Troisième Cycle

Filière : Télécommunications

Spécialité : Signaux et Systèmes de Télécommunications

---

### Analyse des performances de la détection CFAR dans les radars MIMO

---

Par : KHALDI Fayçal

Présentée et soutenue publiquement devant le jury : 27/06/2022

Président:	LAROUSSI Toufik	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Rapporteur	SOLTANI Faouzi	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineur	BENSLAMA Malek	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineur	BELARBI Khaled	Professeur	Ecole Nationale Polytechnique Constantine
Examineur	FORTAKI Tarek	Professeur	Université Batna 2

Année Universitaire 2021/2022

# Dédicaces

*A ma mère et mon père*

*A mes frères et ma sœur*

*A ma femme et ma fille Raoune*

*A toute ma famille*

*A tous mes amis*

# Remerciements

*Je voudrais remercier tout d'abord, **Allah** le tout puissant qui m'a donné la force et la patience de réaliser ce travail*

*Je tiens à remercier mon Directeur de Thèse Professeur **Faouzi SOLTANI** pour son encadrement, ses conseils, sa présence et sa sympathie durant toute la durée de ce travail.*

*J'exprime ma sincère reconnaissance au docteur **M.BADAACHE** pour son aide et sa participation dans la réalisation de mes travaux.*

*Je tiens également à remercier le Professeur **T. LAROUSSI**, de l'université des Frères Mentouri Constantine 1 pour avoir accepté de présider le jury.*

*Mes remerciements vont également aux membres de jury Professeur **M. BENSLAMA** de l'université des frères Mentouri Constantine 1, Professeur **K. BELARBI** de l'École Nationale Polytechnique Constantine et Professeur **T .FORTAKI** de l'université Batna 2, pour l'intérêt donné à ce travail et leur participation au jury*

## Résumé

Le concept MIMO (Multiple Input/Multiple Output) a fait beaucoup de succès en télécommunication. Il est basé sur l'utilisation de plusieurs antennes à l'émission et plusieurs antennes à la réception, ce qui a permis au système de télécommunications d'augmenter de façon importante ses performances. Ce concept est bien adapté aux radars où il y a plusieurs antennes d'émission et de réception, ça offre plusieurs avantages par rapport au radar classique SISO, en termes de performances de détection, localisation, identification et poursuite des cibles. Dans la première partie de notre travail, nous nous intéressons au problème de la détection CFAR dans un radar MIMO pour un environnement Pareto. Pour se faire, nous introduisons de nouveaux détecteurs MIMO-CFAR utilisant les règles de décision binaires et la relation entre la loi exponentielle et Pareto, et par analogie au cas de la distribution exponentielle, nous généralisons pour un radar MIMO les expressions analytiques des probabilités de fausse alarme des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1, et MIMO-OS2-CFAR. Enfin, nous effectuons une analyse des détecteurs proposés via les simulations de Monte Carlo pour des situations de fouillis homogène et non-homogène. Dans la deuxième partie, nous proposons d'utiliser des règles de fusion floue pour améliorer les performances des détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR pour les radars MIMO non cohérents dans un environnement de Pareto homogène et non homogène. Tout d'abord, la fonction d'appartenance pour chaque détecteur individuel est calculée. Au centre de fusion, les fonctions d'appartenance sont combinées à l'aide de quatre règles de fusion floue, nommément ; le «MIN», «MAX», «produit algébrique» et «somme algébrique» pour donner une décision binaire après la défuzzification.

**Mots Clés** : Détection adaptative CFAR, Radar MIMO, Fusion Floue, Clutter Pareto, Cibles Interférentes, Cible sous teste, Fonction d'appartenance.

## ملخص

لقد كان مفهوم MIMO (المدخلات المتعددة / المخرجات المتعددة) ناجحًا للغاية في مجال الاتصالات. يعتمد على استخدام عدة هوائيات للإرسال والعديد من الهوائيات للاستقبال، مما مكّن نظام الاتصالات السلوكية واللاسلكية من زيادة أدائه بشكل كبير. هذا المفهوم مناسب تمامًا للرادارات حيث يوجد العديد من هوائيات الإرسال والاستقبال، وهو يوفر العديد من المزايا على رادار SISO التقليدي، من حيث أداء الكشف والموقع وتحديد وتتبع الأهداف. في الجزء الأول من عملنا، نحن مهتمون بمشكلة كشف CFAR في رادار MIMO لبيئة Pareto. للقيام بذلك، نقدم كاشفات MIMO-CFAR جديدة باستخدام قواعد القرار الثنائية والعلاقة بين exponential وقانون Pareto، وبالتشابه مع حالة التوزيع الأسي، فإننا نعمم التعبيرات التحليلية لاحتمالات الانذار الخطأ لرادار MIMO-CA و MIMO-SO1 و MIMO-SO2 و MIMO-GO1 و MIMO-GO2 و MIMO-OS1 و MIMO-OS2-CFAR. أخيرًا، نقوم بإجراء تحليل للكاشفات المقترحة عبر محاكاة Monte Carlo لحالات الفوضى المتجانسة وغير المتجانسة. في الجزء الثاني، نقترح استخدام قواعد الاندماج الغامض لتحسين أداء كاشفات FCA-CFAR و FOS-CFAR لرادارات MIMO غير المتماثلة في بيئة Pareto متجانسة وغير متجانسة. أولاً، يتم حساب وظيفة العضوية لكل كاشف فردي. في مركز الاندماج، يتم الجمع بين وظائف العضوية باستخدام أربعة قواعد اندماج ضبابي، وهي "MIN"، و "MAX"، و "حاصل الضرب الجبري" و "مجموع جبري" لإعطاء قرار ثنائي بعد defuzzification. كلمات مفتاحية: الكشف الملائم CFAR، رادار MIMO، الاندماج الغامض، فوضى من نوع Pareto، أهداف متداخلة، هدف قيد الاختبار، وظيفة العضوية.

## Abstract

The MIMO (Multiple Input/Multiple Output) concept has been very successful in telecommunications. It is based on the use of several antennas for transmission and several antennas for reception, which enabled the telecommunications system to significantly increase its performance. This concept is well suited to radars where there are several transmitting and receiving antennas, it offers several advantages over conventional SISO radar, in terms of detection, location, identification and tracking performance of targets. In the first part of our work, we are interested in the problem of CFAR detection in a MIMO radar in a Pareto environment. To do this, we introduce new MIMO-CFAR detectors using binary decision rules and the relation between the exponential and Pareto laws, and by analogy to the case of the exponential distribution, we generalize for a MIMO radar the analytical expressions of the probabilities of false alarm of MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1, and MIMO-OS2-CFAR detectors. Finally, we perform an analysis of the proposed detectors via Monte Carlo simulations for homogeneous and non-homogeneous clutter situations. In the second part, we propose to use fuzzy fusion rules to improve the performance of the FCA-CFAR and FOS-CFAR detectors for non-coherent MIMO radars in a homogeneous and non-homogeneous Pareto environment. First, the membership function for each individual detector is calculated. At the fusion center, the membership functions are combined using four fuzzy fusion rules, namely; the “MIN”, “MAX”, “algebraic product” and “algebraic sum” to give a binary decision after defuzzification.

**Keywords:** CFAR adaptive detection, MIMO Radar, Fuzzy Fusion, Pareto Clutter, Interfering Targets, Target under test, Membership function.

## Table des matières

<b>1</b>	<b>introduction générale</b>	<b>1</b>
1.1	Introduction .....	2
1.2	Motivation .....	3
1.3	Organisation de la thèse.....	4
<b>2</b>	<b>Rappel sur les radars et les systèmes MIMO.</b>	<b>5</b>
2.1	Introduction	6
2.2	Le principe de fonctionnement.....	6
2.3	Composantes principales d'un radar.....	7
2.4	Types de radars.....	9
2.5	Le radar à impulsions .....	10
2.6	Détection adaptative CFAR et la fusion floue.....	11
2.7	Le radar MIMO.....	13
2.7.1	Les type de radars MIMO.....	13
2.7.2	l'orthogonalité dans les radar MIMO .....	15
2.7.3	Modèle du signal dans les radars MIMO.....	15
2.7.4	Les algorithmes CFAR pour les radars MIMO.....	17
2.7.5	Généralisation des détecteurs CA, SO, GO et OS-CFAR pour MIMO radar.....	18
2.7.5.1	Généralisation CA-CFAR .....	18
2.7.5.1.1	MIMO-CA-CFAR	18
2.7.5.2	Généralisation SO-CFAR.....	19
2.7.5.2.1	MIMO-SO1-CFAR.....	19
2.7.5.2.2	MIMO-SO2-CFAR.....	20
2.7.5.3	Généralisation GO-CFAR .....	21
2.7.5.3.1	MIMO-GO1-CFAR.....	21
2.7.5.3.2	MIMO-GO2-CFAR.....	21
2.7.5.4	Généralisation OS-CFAR .....	22
2.7.5.4.1	MIMO-OS1-CFAR.....	22
2.7.5.4.2	MIMO-OS2-CFAR.....	22
2.8	Modèles statistiques des cibles.....	23
2.9	Modèles statistique du fouillis.....	25

2.9.1	Le modèle Log-Normal.....	25
2.9.2	Le modèle Gamma.....	26
2.9.3	Le modèle Weibull.....	26
2.9.4	Le modèle K.....	26
2.9.5	Le modèle Pareto.....	27
<b>3</b>	<b>Les détecteurs CFAR pour les radars MIMO dans un fouillis Pareto.</b>	<b>29</b>
3.1.	Introduction.....	30
3.2.	Les détecteurs MIMO-CFAR dans un fouillis Pareto.....	31
3.2.1.	Le détecteur MIMO-CA-CFAR.....	31
3.2.2.	Le détecteur MIMO-SO-CFAR.....	32
3.2.2.1.	Le détecteur MIMO-SO1-CFAR.....	33
3.2.2.2.	Le détecteur MIMO-SO2-CFAR.....	34
3.2.3.	Le détecteur MIMO-GO-CFAR.....	35
3.2.3.1.	Le détecteur MIMO-GO1-CFAR.....	36
3.2.3.2.	Le détecteur MIMO-GO2-CFAR.....	36
3.2.4.	Le détecteur MIMO-SO-CFAR.....	37
3.2.4.1.	Le détecteur MIMO-OS1-CFAR.....	38
3.2.4.2.	Le détecteur MIMO-OS2-CFAR.....	38
3.3.	Résultats et discussions.....	39
3.3.1.	Cas d'un environnement homogène .....	40
3.3.2.	Cas des cibles interférentes.....	42
3.4.	Conclusion .....	49
<b>4.</b>	<b>Les détecteurs CFAR pour les radars MIMO dans un fouillis Pareto utilisant les règles de fusion floue.</b>	<b>50</b>
4.1.	Introduction .....	51
4.2.	Modèles mathématiques .....	52
4.3.	Détecteur FCA-CFAR dans un fouillis Pareto .....	53
4.4.	Détecteur FOS-CFAR dans un fouillis Pareto .....	55
4.5.	Les Règles de fusion pour les radars MIMO .....	56



4.6. Résultats et discussions .....	57
4.6.1. Cas d'un environnement homogène .....	57
4.6.2. Cas des cibles interférentes .....	59
4.7. Conclusion .....	64
<b>5. Conclusions générales et perspectives</b>	<b>65</b>

## Table des figures

<b>Fig.2.1</b>	Principe de détection d'une cible avec un radar.....	7
<b>Fig.2.2</b>	Schéma synoptique d'un radar à impulsion .....	9
<b>Fig.2.3</b>	Schéma block de la détection adaptative CFAR.....	13
<b>Fig.2.4</b>	Le radar MIMO statique.....	14
<b>Fig.2.5</b>	Le radar MIMO cohérent.....	14
<b>Fig.2.6</b>	Cellules de résolution radar MIMO (M=2 N=2).....	16
<b>Fig.2.7</b>	Structure des données radar MIMO.....	17
<b>Fig.2.8</b>	Le principe de la détection dans les radars MIMO.....	18
<b>Fig.2.9</b>	Détecteur CA-CFAR généralisé pour le radar MIMO.....	19
<b>Fig.2.10</b>	Détecteur SO-CFAR généralisé pour le radar MIMO.....	20
<b>Fig.2.11</b>	Détecteur GO-CFAR généralisé pour le radar MIMO.....	21
<b>Fig.2.12</b>	Détecteur OS-CFAR généralisé pour le radar MIMO.....	23
<b>Fig. 3.1</b>	Détecteur MIMO-CA-CFAR dans un fouillis Pareto.....	32
<b>Fig. 3.2</b>	Détecteurs MIMO-SO1 et MIMO-GO1 CFAR dans un fouillis Pareto.....	34
<b>Fig. 3.3</b>	Détecteurs MIMO-SO2 et MIMO-GO2 CFAR dans un fouillis Pareto.....	35
<b>Fig.3.4</b>	Détecteur MIMO-OS2-CFAR dans un fouillis Pareto.....	39
<b>Fig.3.5</b>	Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1 et MIMO-SO2 en présence de fouillis de Pareto.....	40
<b>Fig.3.6</b>	Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 en présence de fouillis de Pareto.....	41
<b>Fig. 3.7</b>	Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 en présence de fouillis Pareto.....	41
<b>Fig.3.8</b>	Performance de détection de MIMO-CA lorsque r cible interférente.....	43
<b>Fig.3.9</b>	Performance de détection de MIMO-SO1 lorsque r cible interférente.....	43
<b>Fig.3.10</b>	Performance de détection de MIMO-SO2 lorsque r cible interférente.....	44

<b>Fig.3.11</b> Performance de détection de MIMO-GO1 lorsque r cible interférente.....	44
<b>Fig.3.12</b> Performance de détection de MIMO-GO2 lorsque r cible interférente.....	45
<b>Fig.3.13</b> Performance de détection de MIMO-OS1 lorsque r cible interférente.....	45
<b>Fig. 3.14</b> Performance de détection de MIMO-OS2 lorsque r cible interférente.....	46
<b>Fig. 3.15</b> Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 en présence de 2 cibles interférentes ( $r = 2$ ).....	46
<b>Fig.3.16</b> Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 en présence de 8 cibles interférentes ( $r = 8$ ).....	47
<b>Fig.3.17</b> Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 en présence de 2 cibles interférentes ( $r = 2$ ).....	47
<b>Fig.3.18</b> Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 en présence de 8 cibles interférentes ( $r = 8$ ).....	48
<b>Fig.3.19</b> Comparaison des détecteurs MIMO-SO1 et MIMO-SO2 en présence de 4 et 8 cibles interférentes ( $r = 4,8$ ).....	48
<b>Fig.3.20</b> Comparaison des détecteurs MIMO-SO1 et MIMO-OS1 en présence de cibles interférentes 4 et 8 ( $r = 4,8$ ).....	49
<b>Fig4.1</b> Détecteurs CFAR distribués avec fusion de données .....	51
<b>Fig. 4.2</b> Schéma fonctionnel des détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR.....	56
<b>Fig. 4.3</b> CA-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion floue «MIN» et «produit algébrique» en environnement homogène dans les cas ( $M = 1, N = 4$ en rouge), ( $M = 2, N = 2$ en noir) et ( $M = 4, N = 1$ en bleu).....	57
<b>Fig. 4.4</b> Performances de détection du détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en environnement homogène.....	57
<b>Fig. 4.5</b> Performances de détection du détecteur OS-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en environnement homogène.....	58

- Fig. 4.6** Performances de détection du détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en présence de quatre cibles interférentes.....60
- Fig. 4.7** Performances de détection du détecteur OS-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en présence de quatre cibles interférentes.....60
- Fig. 4.8** Performances de détection du détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en cas des données réel.....61
- Fig. 4.9** Performances de détection du détecteur OS-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en cas des données réel.....61
- Fig. 4.10** Comparaison des performances du modèle cible Swerling I et Swerling II (3 impulsions) pour les détecteurs CA et OS CFAR en environnement homogène avec la règle de fusion floue «produit algébrique».....62
- Fig. 4.11** Comparaison des performances des détecteurs CA et OS CFAR en présence de quatre cibles interférentes avec des règles de fusion floue «produit algébrique» et «minimum».....62

## *Liste des acronymes*

CFAR	Constant False Alarm Rate
CST	Cellule Sous Test
CMLD- CFAR	Censored Mean Level Detector
CA-CFAR	Cell-Averaging-CFAR
FDC	Fonction de Distribution Commutative
FCA-CFAR	Fuzzy Cell-Averaging
FOS-CFAR	Fuzzy Order Statistic
GO-CFAR	Greatest Of-CFAR
ICA	Independent Component Analysis
IID	Independent and Identically Distributed
LO	Local Oscillator
MIMO	Multi Input Multi Output
MISO	Multiple Input Single Output
MTI	Moving Target Indicator
OS-CFAR	Order Statistic-CFAR
PFA	Probabilité de fausse alarme
PD	Probabilité de détection
PDF	Probability Densité Function
PRI	Pulse Repitition Interval
RCS	Radar Cross Section
SIMO	Single Input Multi Output
SISO	Single Input Single Output
SO-CFAR	Smallest Of-CFAR
SER	Surface Equivalente Radar
STALO	Stable Oscillator
$T_R$	Période de répétions
WSA	Widely separated antennas

# **Introduction générale**

- 1. Introduction**
- 2. motivations**
- 3. Organisation de la thèse**

## 1.1. Introduction

Le radar est un système de détection et localisation automatique des cibles dans l'espace de surveillance basé sur l'envoi et la réception des ondes électromagnétique. Le principe est de comparer le signal reçu avec un seuil de détection [1]. En pratique le signal reçu contient l'écho des cibles accompagné du bruit thermique produit par le radar lui-même qui est inévitable, plus le fouillis due aux réflexions sur la surface de la terre ou de la mer, de la pluie et des retours d'autres cibles interférentes. Donc l'utilisation d'un seuil de détection fixe provoque des fausses alarmes indésirables ce qui dégrade les performances des radars. La solution est d'adapter le seuil de détection à la puissance du fouillis afin de permettre de garder la probabilité de fausse alarme constante. Les dispositifs utilisant ce principe sont appelés les détecteurs CFAR.

Les premiers détecteurs CFAR sont basés sur l'utilisation d'un seul radar où un radar d'émission et un autre de réception. Après et afin d'augmenter les performances de la détection, la technique MIMO (multiple-input-multiple-output) a été utilisée pour les systèmes radars et qui consiste à employer plusieurs antennes d'émission et de réception sans changement de la puissance d'émission [2]. Ces radars peuvent être colocalisé ou largement espacé.

De nouveaux schémas de détection CFAR sont implémentés pour les radars basés sur la logique floue, où le seuil de détection fixe est remplacé par un seuil de détection continu, permettant de traduire la décision binaire « 0 » (absence de cible) et « 1 » (présence de cible) en une valeur indiquant le degré d'appartenance aux deux classes (présence ou absence de cible). Pour cela il est nécessaire de déterminer la fonction d'appartenance [3,4].

L'étude théorique des technique CFAR basé sur la modélisation du fouillis est très importante pour analyser les performances des radars. Pour cela, plusieurs distributions sont utilisées pour modéliser le fouillis. Parmi celles-ci, la distribution Weibull, la distribution log-normale, la distribution K, la distribution Pearson... etc. La distribution Pareto a été validée comme un modèle qui s'ajuste aux données réelles provenant de la mer [5,6].

Dans cette thèse, nous étudions le radar MIMO dans un environnement homogène et non homogène (présence des cibles interférentes), où le fouillis est modélisé par la distribution Pareto. L'application de cette distribution nécessite une simple transformation pour introduire de nouveaux détecteurs MIMO avec des nouvelles règles de décision différentes de celles des détecteurs MIMO conventionnelle. Dans la deuxième partie, nous analysons les performances de ces détecteur CFAR en utilisant des règles de fusion floue dans un environnement Pareto homogène et non homogène (présence des cibles interférentes).

## 1.2. Motivation

L'importance de ce travail réside dans le besoin croissant de caractériser, d'analyser et de traiter les bruits non-gaussiens, surtout en détection RADAR à taux de fausse alarme constant (CFAR), et d'augmenter les performances de détection en termes d'architecture des radars et de bien choisir le modèle de fouillis.

En termes d'architecture des radars, le MIMO radar où plusieurs antennes sont utilisées à la fois à l'émission et la réception pour exploiter le gain spatiale et la diversité de la forme d'onde simultanément. Ce concept a la capacité d'améliorer les performances du radar, en termes taux de fausse alarme et de détection (le gain de la diversité permet d'augmenter le rapport SNR), en exploitant la surface équivalente radar (SER). D'autre part, plusieurs travaux qui utilisent des architectures basées sur la logique floue à la place de la décision binaire ont montré des résultats avec une augmentation dans les performances de la détection.

En termes de modélisation du bruit dans les systèmes radar modernes à haute résolution éclairant l'horizon à de faibles angles d'incidence (i.e., low grazing angle), les statistiques du fouillis de mer s'écartent très vite du modèle Gaussien. Des lois statistiques non Gaussiens ou Gaussiens composés sont apparues dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du fouillis de mer, tel que La distribution K. Récemment une nouvelle distribution appelé Pareto a été utilisée par Weinberg pour modéliser le fouillis de mer pour analyser les capacités de cette distribution à modéliser le fouillis de mer collecté par un radar à bande X (8 à 12 GHz) de haute résolution éclairant à des grands angles d'incidence. La simplicité du modèle de Pareto permet de développer des expressions compactes de la *PFA*.

A partir des motivations en termes de détection des cibles radar citées précédemment, cette thèse est focalisée essentiellement sur les points suivants :



- Détection CFAR des cibles par un système radar MIMO.
- Développement de nouvelles expressions de la *PFA* des détecteurs MIMO-CA-CFAR, MIMO-(SO1, SO2)-CFAR, MIMO-(GO1, GO2)-CFAR et MIMO-(OS1, OS2)-CFAR destinés à l'usage dans les environnements de fouillis de mer de type Pareto pour un radar MIMO.
- L'utilisation de la logique floue pour le cas des radars MIMO dans un fouillis de Pareto

### 1.3. Organisation de la thèse

Cette thèse est organisée comme suit :

Premièrement on a une introduction générale sur les radars MIMO et les systèmes MIMO. Dans le premier chapitre, nous décrivons le principe de fonctionnement du radar à impulsions, ensuite nous exposons le principe de la détection adaptative CFAR binaire et floue. Après nous présentons un rappel sur le radar MIMO et nous expliquons les architectures des différents détecteurs MIMO-CFAR. Enfin, nous énumérons les différents modèles statistiques des cibles et du fouillis.

Dans le deuxième chapitre, nous nous intéressons au problème de la détection CFAR dans un radar MIMO pour un environnement Pareto. Pour cela , premièrement nous introduisons de nouveaux détecteurs MIMO-CFAR utilisant les règles de décision binaires et la relation entre la loi exponentiel et Pareto, et par analogie au cas de la distribution exponentielle, nous généralisons pour un radar MIMO les expressions analytiques des probabilités de fausse alarme des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1, et MIMO-OS2-CFAR. Enfin, nous effectuons une analyse des détecteurs proposés via les simulations de Monte Carlo pour des situations de fouillis homogène et non-homogène (présence des cibles interférentes).

Dans le troisième chapitre, nous proposons d'utiliser des règles de fusion floue pour améliorer les performances des détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR pour les radars MIMO non cohérents dans un environnement de Pareto homogène et dans le cas des cibles interférentes. Tout d'abord, la fonction d'appartenance pour chaque détecteur individuel est calculée. Au centre de fusion, les fonctions d'appartenance sont combinées à l'aide de quatre règles de fusion floue, nommément ; le «MIN»,

«MAX», «produit algébrique» et «somme algébrique» pour donner une décision binaire après la défuzzification.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous terminons par faire une synthèse de nos contributions dans cette thèse après on donne des suggestions pour d'éventuelles extensions à notre travail.

# Chapitre 1

## Rappel sur les radars et les systèmes MIMO.

### Résumé

Dans ce chapitre, nous décrivons le principe de fonctionnement du radar à impulsions, ensuite nous exposons le principe de la détection adaptative CFAR binaire et floue. Après nous présentons un rappel sur le radar MIMO et nous expliquons les architectures des différents détecteurs MIMO-CFAR. Enfin, nous énumérons les différents modèles statistiques des cibles et du fouillis.

- 1. Introduction**
- 2. Le principe de fonctionnement**
- 3. Composantes principales d'un radar**
- 4. Types de radars**
- 5. Détection adaptative CFAR et la fusion floue**
- 6. Le radar MIMO**
- 7. Modèles statistiques des cibles**
- 8. Modèles statistiques du fouillis**

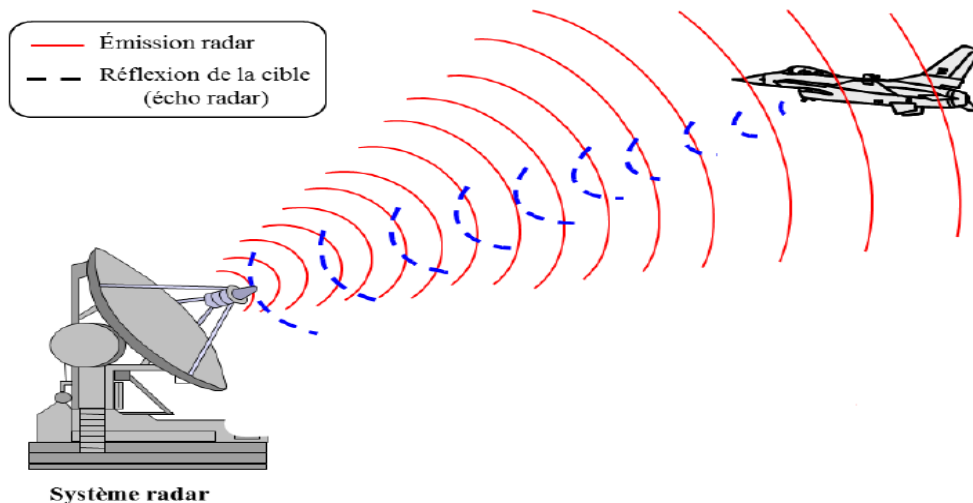
## 2.1. Introduction

Un radar, terme adopté par la US Navy pour «*Radio Detection And Ranging*», est, dans le cas où il est actif, un dispositif qui consiste à émettre une onde électromagnétique radiofréquence à l'aide d'une antenne, puis à capter et analyser l'écho produit par la réflexion de cette onde sur un obstacle. Ce dernier n'est pas forcément une cible, il peut s'agir dans un environnement maritime d'oiseaux, de nuages, ainsi que la côte présente dans le champ de vision du radar. L'atout principal du radar est sa précision de localisation de l'obstacle, résultat d'une comparaison du signal émis avec le signal capté. Le radar est efficace de jour comme de nuit, dans des conditions météorologiques pouvant être très mauvaises.

La volonté d'aller à une détection très efficace contre les obstacles a guidé les chercheurs à de différentes techniques pour avoir une ouverture d'antenne importante. Parmi, les arrangements d'antennes pour la détection à travers les obstacles, on retrouve les architectures basées sur des réseaux d'antennes comme SIMO (single Input Multiple Output) et MISO (Multiple Input single Output). Une nouvelle architecture radar innovante, dite MIMO a été appliquée à la détection à travers les obstacles, cette architecture possède plusieurs émetteurs et divers récepteurs.

## 2.2. Le principe de fonctionnement

Le principe du radar consiste à exploiter la propriété de réflexion des ondes radio, où un émetteur produit et envoie une onde radio à haute fréquence (oscillateur et amplificateur). Cette onde est acheminée vers une antenne via un guide d'onde afin d'être émise dans l'espace. Lorsque l'onde rencontre un objet, elle est réfléchi dans la direction du radar. L'analyse et l'étude des caractéristiques du signal réfléchi (onde de l'écho) par rapport au signal émis permettent de fournir des informations sur la cible telle que sa distance, sa vitesse et sa position.



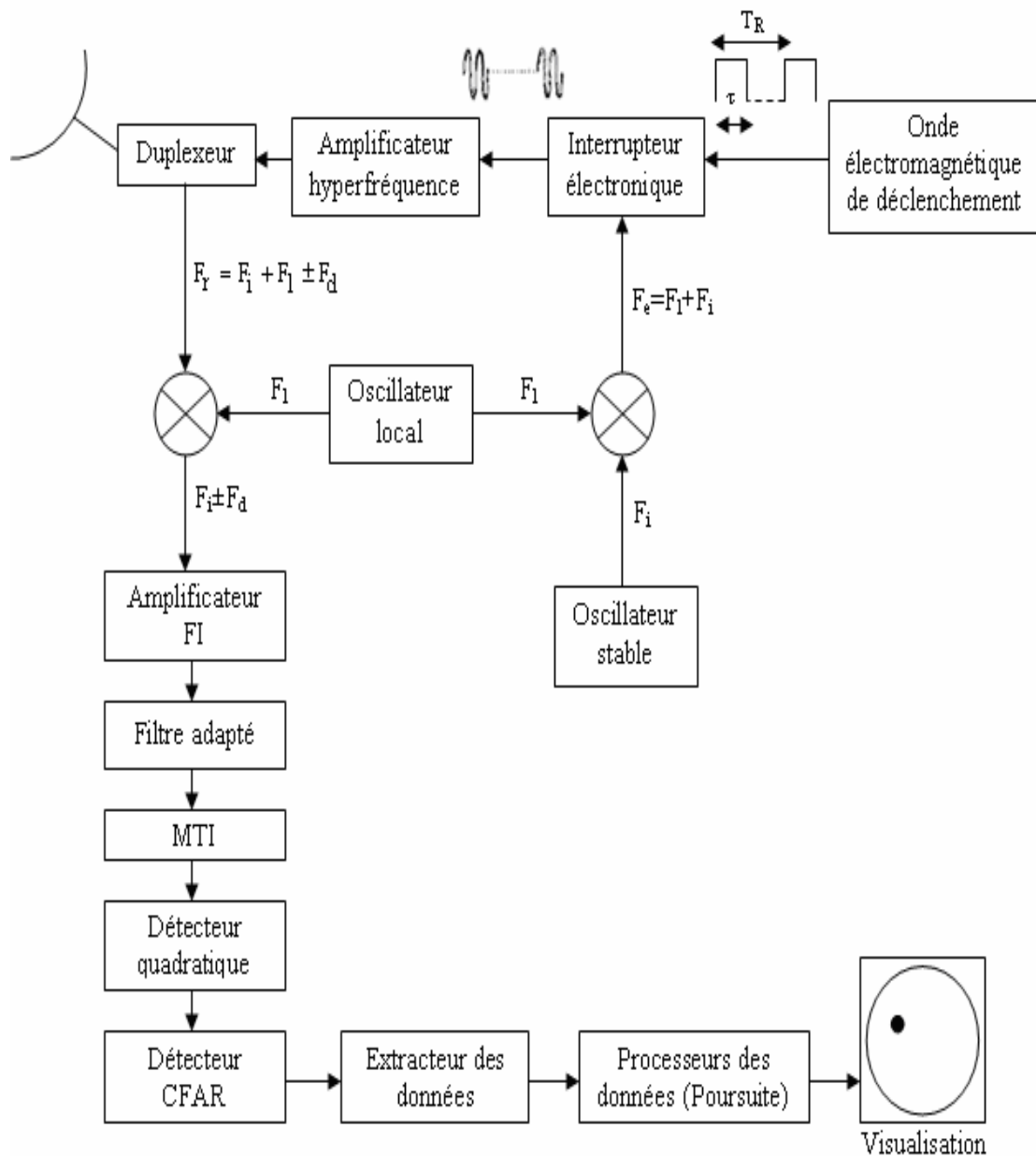
**Fig.2.1.** Principe de détection d'une cible par un radar

### 2.3. Composantes principales d'un radar

Généralement, le radar est composé d'un ensemble d'éléments électroniques. Ces éléments sont fixés dans des surfaces où dans les bâtiments, ou bien en semi-mobile sur des véhicules. Les principaux composants d'un radar sont [1] :

- L'émetteur est un circuit oscillateur qui produit des pulsations électromagnétiques à très haute fréquence, diffusées au moyen d'une antenne et concentrées dans la direction souhaitée. Il comprend aussi un amplificateur et un modulateur.
- Le duplexeur est un commutateur électronique, qui dirige l'onde vers l'antenne de l'émission ou le signal retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception quand on utilise un radar mono statique. Il permet donc d'utiliser la même antenne pour les deux fonctions, avec une perte minimale.
- L'antenne est l'élément le plus visible du radar et le plus connu. Son rôle est de diffuser l'onde électromagnétique vers la cible et aussi la détecter l'onde réfléchi en cas de réception. Ces deux fonctions peuvent être cependant séparées entre deux antennes dans le cas de radars multistatiques.
- Le récepteur est l'élément le plus délicat et souvent le plus complexe du radar. Il est généralement installé près de l'antenne pour amplifier, mesurer et traiter le signal réfléchi (cible, antenne, duplexeur) qui est très faible et à une fréquence extrêmement haute.

- Les étages de traitement permettent de traiter le signal brut afin d'en extraire des données utiles à l'opérateur (détection, suivi et identification de cible ; extraction des paramètres météorologiques, océanographiques, etc.). Le tout est contrôlé par le système électronique du radar, programmé selon des logiciels. Les données obtenues sont alors affichées aux utilisateurs
- L'écran d'affichage est la partie utile du radar. Plusieurs modes d'affichage sont utilisés pour visualiser le signal écho capté par l'antenne, que l'on appelle plus couramment vidéo radar.



**Fig. 2.2.** Schéma synoptique d'un radar à impulsion

## 2.4. Types des radars

On peut utiliser plusieurs caractéristiques pour classifier les radars. Ces caractéristiques sont :

- la nature et l'emplacement de la source électromagnétique : on trouve **les radars actifs** et **les radars passifs** [7].
- le mode d'émission : on trouve les radars **à onde continue** [8] et les radars **à impulsions** [9].
- le nombre et le positionnement de l'émetteur et le récepteur : on a **les radars mono-statiques** où l'émetteur et le récepteur partagent les mêmes composants électroniques et **les radars bi-statiques** où l'émetteur et le récepteur sont séparés [1,10]. Ce système est avantageux car le type d'onde, la fréquence utilisée et la position du récepteur sont inconnus. Cependant il est plus difficile à mettre en œuvre avec son système plus complexe, et **les radars multi statiques** [11] où le principe est le même qu'un radar bi-statique sauf qu'il ne contient pas seulement deux radars mais plusieurs. La diversité spatiale offerte par ce système permet de visualiser différents aspects d'une cible simultanément. Le potentiel de gain d'information peut donner lieu à un certain nombre d'avantages par rapport au système mono-statique. Il y a aussi **les radars MIMO** [2] qui se basent sur l'idée des radars multistatiques mais avec des signaux émis orthogonaux.

## 2.5. Les radars à impulsions

Les radars à impulsions émettent un train d'impulsions d'un signal hyperfréquence à forte puissance à partir d'un oscillateur stable STALO (stable oscillator) qui oscille à la fréquence intermédiaire  $F_i$  du récepteur et un autre oscillateur dit local LO (local oscillator) de fréquence  $F_l$  et par battement des deux fréquences  $F_i$  et  $F_l$  on forme un signal d'émission avec une fréquence d'émission  $F_e = F_l + F_i$ . Le signal hyperfréquence est découpé en impulsions de durée  $\tau$  à une fréquence  $F_r = 1/T_R$  avec  $T_R$  (Pulse Repetition Interval, PRI) est la période de répétition des impulsions. La PRI du radar est un paramètre important dans le calcul de la distance maximale de détection ( $D_{max}$ ) car les échos qui reviennent au radar après un temps supérieur à la PRI apparaissent sur le scope à des positions erronées (distances fausses). Les échos

arrivant au-delà de la PRI appelés les échos de deuxième balayage ou (nième balayage). Pour éviter ceci, le récepteur doit partager la même antenne avec l'émetteur (radar à impulsions mono-statique).

A la réception Le signal reçu à la fréquence  $F_e + F_d$  (avec  $F_d$  la fréquence Doppler) est accompagné du bruit et du fouillis, connu beaucoup plus sous le nom de clutter, résultant de divers phénomènes et occupant un très large spectre. Le signal reçu est mélangé avec un signal fourni par l'oscillateur local pour décaler le spectre du signal dans la sortie vers la fréquence initiale  $F_i$ . Pour limiter ce bruit et maximiser le SCR (signal to Clutter Ratio) Rapport Signal sur Clutter, un filtre adapté de largeur  $\Delta F$  et centré sur la fréquence d'émission est utilisé. Le traitement MTI (Moving Target Indicator) supprime les échos résultant des cibles fixes en se basant sur l'effet Doppler. Le traitement MTI est appliqué aux composantes en phase et en quadrature de phase du signal reçu. Le signal de sortie du détecteur quadratique est soit amplifié et échantillonné puis stocké dans des registres à décalage formant un nombre fini de cellules appelées les cellules de référence afin d'appliquer l'un des processus CFAR pour décider la présence ou l'absence de la cible. Finalement, pour que l'opérateur puisse tirer les informations collectées par le radar (distance, site, azimute et hauteur), il faut avoir un système qui facilite la lecture représentée par un écran.

## **2.6. Détection adaptative CFAR et la fusion floue**

L'objectif principal des radars de détection est de donner une décision globale sur la présence de la cible (hypothèse  $H_1$ ) ou l'absence de la cible (hypothèse  $H_0$ ), par une comparaison de la puissance du signal reçu qui contient probablement l'écho de la cible accompagné sûrement du bruit de différentes sources qui influe négativement sur la décision. Pour cela, les premiers critères de décision se basent sur l'utilisation d'un seuil fixe sans prendre en considération la puissance du fouillis (qui est variable et dépend du climat et de l'environnement) ce qui peut générer un nombre excessif de fausses alarmes et dégrade ainsi les performances de détection. Ce problème est surmonté en introduisant une estimation du bruit reçu au seuil fixe qui devient un seuil adaptative.

La détection adaptative CFAR est un algorithme de traitement de signal numérique ou un processus par lequel une cible est déclarée présente dans la cellule sous test (CST) tout en maintenant un taux de fausses alarmes constant. Son principe est basé



sur la prise de décision en comparant le signal dans la CST avec un seuil adaptatif appelé  $T$ , en présence du bruit dans les cellules adjacentes, comme montré dans la figure 3.

Dans le domaine de détection, plusieurs algorithmes CFAR ont été proposés et étudiés où la différence entre les diverses procédures CFAR réside dans la méthode retenue pour l'estimation du niveau du fouillis selon le type d'environnement du radar. Le premier détecteur CFAR étudié est le CA-CFAR proposé par Finn et Johnson [12], dont le niveau du fouillis est estimé par la moyenne arithmétique des échantillons dans la fenêtre de référence. Dans une situation pratique, l'environnement est généralement non homogène à cause de la présence de cibles interférentes et/ou de bords de fouillis dans la fenêtre de référence. Par conséquent, il y a une diminution significative des performances pour ce détecteur lorsqu'on a un bord de fouillis et/ou des cibles interférentes [13]. Pour résoudre le problème de la non-homogénéité des fouillis Hansen et Sawyers [14] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest Of) qui utilise le maximum des sommes des sorties des deux fenêtres qui se trouvent des deux côtés de la CST. Pour corriger le problème de l'effet masque (i.e si une cible se situe dans la région du bruit thermique seulement), Trunk [15] a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of), c'est-à-dire il prend le minimum des deux fenêtres de part et d'autre de la CST au lieu du maximum.

La statistique ordonnée est l'une des solutions proposées pour améliorer la détection dans un environnement à plusieurs cibles. Pour cela, Rohling [16] a proposé le détecteur OS-CFAR, dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant. Le  $k^{\text{ème}}$  échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du fouillis.

Plusieurs autres détecteurs ont été proposés et développés pour le cas d'un milieu non-homogène dans le but d'augmenter les performances de détection [17-22].

Récemment une nouvelle technique a été étudiée et implémentée pour améliorer les performances de détection basé sur les algorithmes CFAR connus. Cette technique est l'utilisation de la logique floue [23]. L'idée dans la détection floue est de remplacer le seuil binaire 1 ou 0, par un seuil floue continu sur l'intervalle  $[0,1]$  c'est-à-dire un degré d'appartenance (fonction d'appartenance) pouvant prendre toutes les valeurs comprises entre 0 et 1. On parle donc d'une logique pondérée, c'est-à-dire une logique à plusieurs niveaux.

Dans [3, 24], Hammoudi et Soltani ont analysé les détecteurs distribués CA-CFAR et OS-CFAR en utilisant des règles de fusion floues et un centre de fusion dans un fouillis Rayleigh. Dans le même contexte, Meziani et Soltani [4] ont analysé les performances des détecteurs distribués FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR avec un centre de fusion de données floue en présence d'un fouillis homogène Pearson.

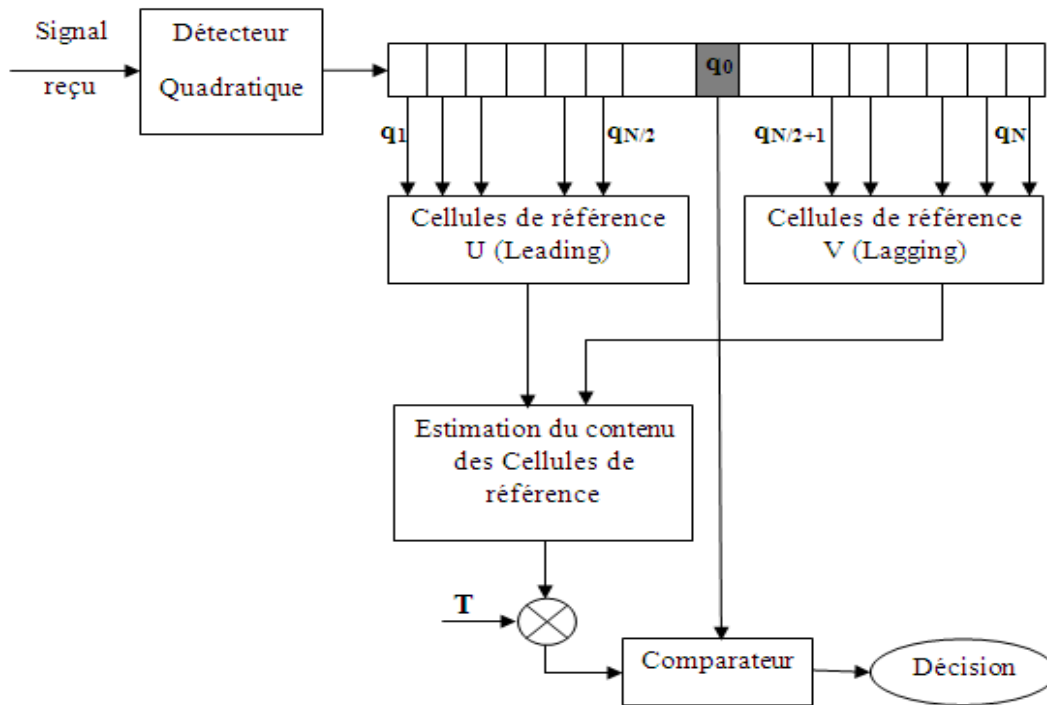


Fig. 2.3 Schéma block de la détection adaptative CFAR

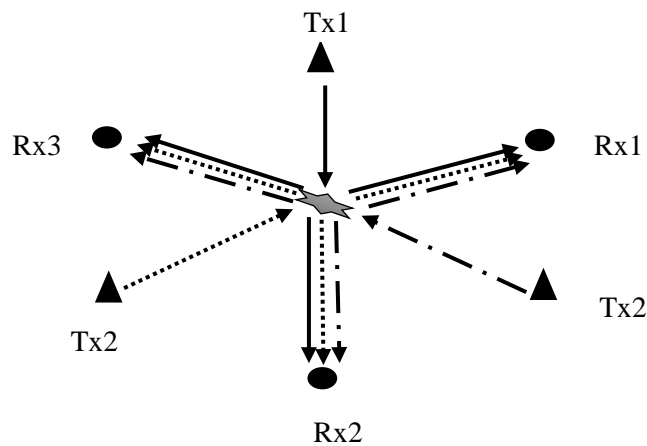
## 2.7. Le radar MIMO

Une généralisation des systèmes radar multistatique est récemment proposée et connue sous le nom de radar MIMO [25]. Le radar MIMO peut être défini simplement comme un radar avec de multiples rayonnements et de multiples sites de réception et les informations reçues sont traitées ensemble. Un ensemble de  $M$  émetteurs envoie  $M$  signaux orthogonaux (pour qu'ils soient séparables à la réception) et en réception  $N$  récepteurs, chaque récepteur capte  $M$  signaux afin de les traiter conjointement dans le centre de fusion pour donner une décision globale sur la présence ou l'absence de la cible. Ce concept a la capacité d'améliorer les performances du radar en termes de taux de fausse alarme et de détection (le gain de la diversité permet d'augmenter le rapport SNR), en exploitant la surface équivalente radar (SER) [26,27]

### 2.7.1 Les types de radar MIMO

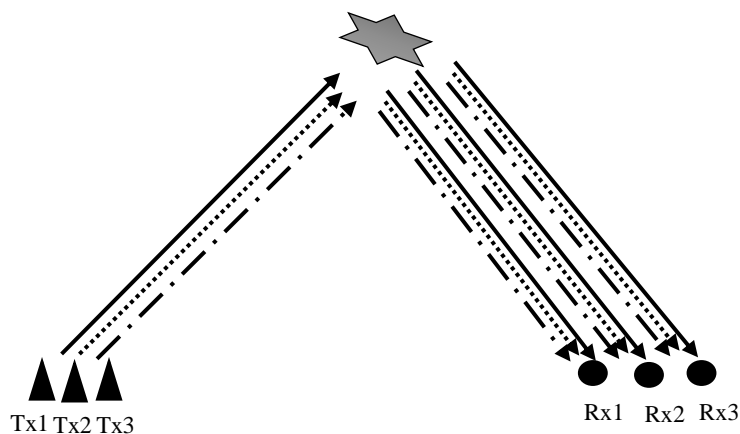
Les radars MIMO sont classifiés selon l'emplacement et la distance entre les antennes émettrices et les antennes réceptrices où on a les radars MIMO cohérents et les radars MIMO statiques.

- *Les radars statiques* où les antennes d'émission sont largement espacées (même pour les antennes de réception) et par conséquent, les signaux captés à la réception sont indépendants. La diversité de la multitude d'angles de vision (spatiale) augmente les performances en termes de détection [28].



**Fig.2.4** Le radar MIMO statique

- *les radars cohérents* où les éléments d'émission (ainsi que les éléments de réception) sont étroitement espacés pour que la cible soit dans le champ lointain par rapport à ces réseaux. Cette configuration, est avantageuse par sa performance en termes de localisation [29].



**Fig.2.5** Le radar MIMO cohérent

Il existe d'autres classifications selon l'architecture des émetteurs et des récepteurs où l'on trouve :

- *Système SISO* : Il s'agit de l'architecture la plus traditionnelle où l'on dispose d'une seule antenne en émission et d'une autre à la réception.
- *Système MISO* : C'est une technique de diversité spatiale en émission. C'est-à-dire plusieurs antennes émettent des signaux qui sont interceptés par une seule antenne en réception.
- *Système SIMO* : C'est une technique qui utilise plusieurs antennes en réception pour lutter contre l'évanouissement dû au canal. Le signal reçu est additionné et le rapport signal sur bruit total est la somme des rapports signaux sur bruits de chacun des antennes de la réception.
- *Système MIMO* : la configuration MIMO est la plus générale et consiste à utiliser plusieurs antennes à l'émission et plusieurs antennes à la réception.

### **2.7.2 L'orthogonalité dans les radars MIMO**

L'utilisation de plusieurs voies en émission nécessite la mise en œuvre de mesures pour pouvoir différencier en réception les signaux provenant des divers émetteurs. Il s'agit du *multiplexage*. Trois types de multiplexage sont possibles [30,31] :

- le multiplexage temporel.
- le multiplexage fréquentiel.
- le multiplexage par code.

Le multiplexage temporel répartit les signaux des différentes voies d'émission dans le temps. Ainsi, chaque senseur transmet successivement un signal sur la totalité de la bande occupée. Le multiplexage fréquentiel partage la bande occupée pour les différentes voies. Chaque antenne d'émission possède ainsi sa propre sous-bande en permanence. Enfin, le multiplexage par code pour lequel chaque senseur utilise la totalité de la bande en permanence.

### **2.7.3 Modèle du signal dans les radars MIMO**

Dans les schémas radar MIMO, nous avons  $M$  antennes de transmission et  $N$  antennes de réception. A la  $n^{\text{ème}}$  antenne de réception, nous obtenons un signal modélisé comme suit [32]:

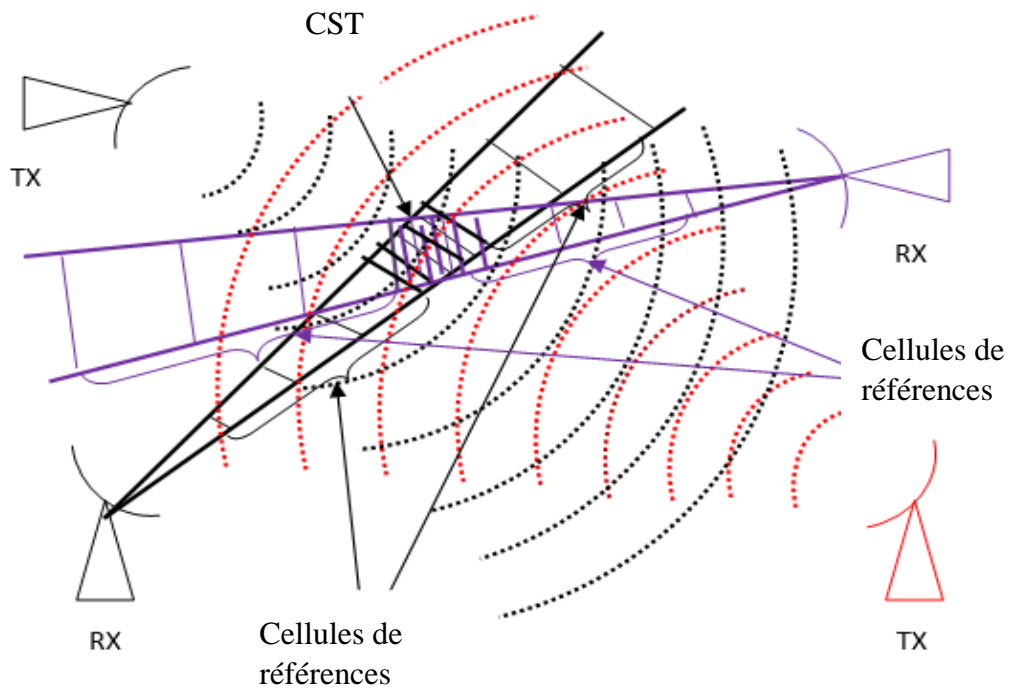
$$r_n(t) = \sum_{m=1}^M \left( H_{0/1} \alpha_{m,n}(\sigma) s_m(t - \tau_{m,n}) \right) + Z_n(t) \quad (2.1)$$

Où  $H_{0/1}$  prend deux valeurs, 0 si la cible est absente et 1 si la cible est présente ;  $s_m$  est le signal émis par le même émetteur ;  $\sigma$  est le RCS (Radar Cross Section) de la cible ;  $\tau_{m,k}$  est le retard correspondant à la paire m-n émetteur-récepteur ;  $Z_k(t)$  sont les retours du fouillis ;  $\alpha_{m,k}(\sigma)$  est le coefficient complexe qui tient compte des paramètres de l'équation radar, du déphasage et de la distribution RCS qui est donnée par :

$$\alpha_{m,n} = \sqrt{\frac{E}{M}} \sqrt{\frac{G_t G_r \lambda_m^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_m^2 R_n^2}} \exp\left(-j \frac{2\pi R_{m,n}}{\lambda_m}\right) \quad (2.2)$$

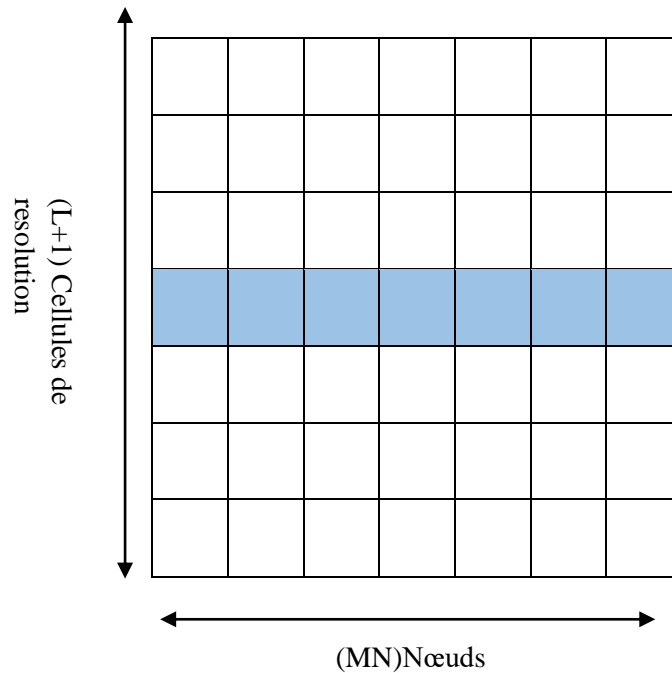
Où  $G_t$  et  $G_r$  sont respectivement les gains des antennes d'émission et de réception,  $\sigma$  est le RCS cible et  $\lambda$  est la longueur d'onde.

En tenant compte de la distance en portée et pour la détection d'une impulsion unique, nous obtenons le vecteur  $X$  pour chaque cellule de résolution représentée par  $X_i$  où  $i = [-\frac{L}{2}, \dots, 0, \dots, \frac{L}{2}]$ , avec  $L$  le nombre de cellules de résolution dont  $X_0$  représente le CST et  $X_i$  représentent les cellules de références. La résolution du radar MIMO est illustrée dans la figure 2.6 :



**Fig.2.6** Cellules de résolution radar MIMO (M=2 N=2)

M antennes d'émission envoient des signaux orthogonaux et ces signaux sont reçus par l'antenne N. Nous obtenons ainsi MN signaux à la réception. Comme montré dans la Figure 2.7, avec ces signaux nous générons une structure de données radar MIMO



**Fig.2.7** Structure des données radar MIMO

Comme il est montré dans la Figure 2, cette structure peut être formulée sous forme d'une matrice de dimension  $(L + 1) \times (MN)$  et définie par :

$$\mathbf{X} = [X_{\frac{L}{2}}^T, \dots, X_0^T \dots X_{\frac{L}{2}}^T]^T$$

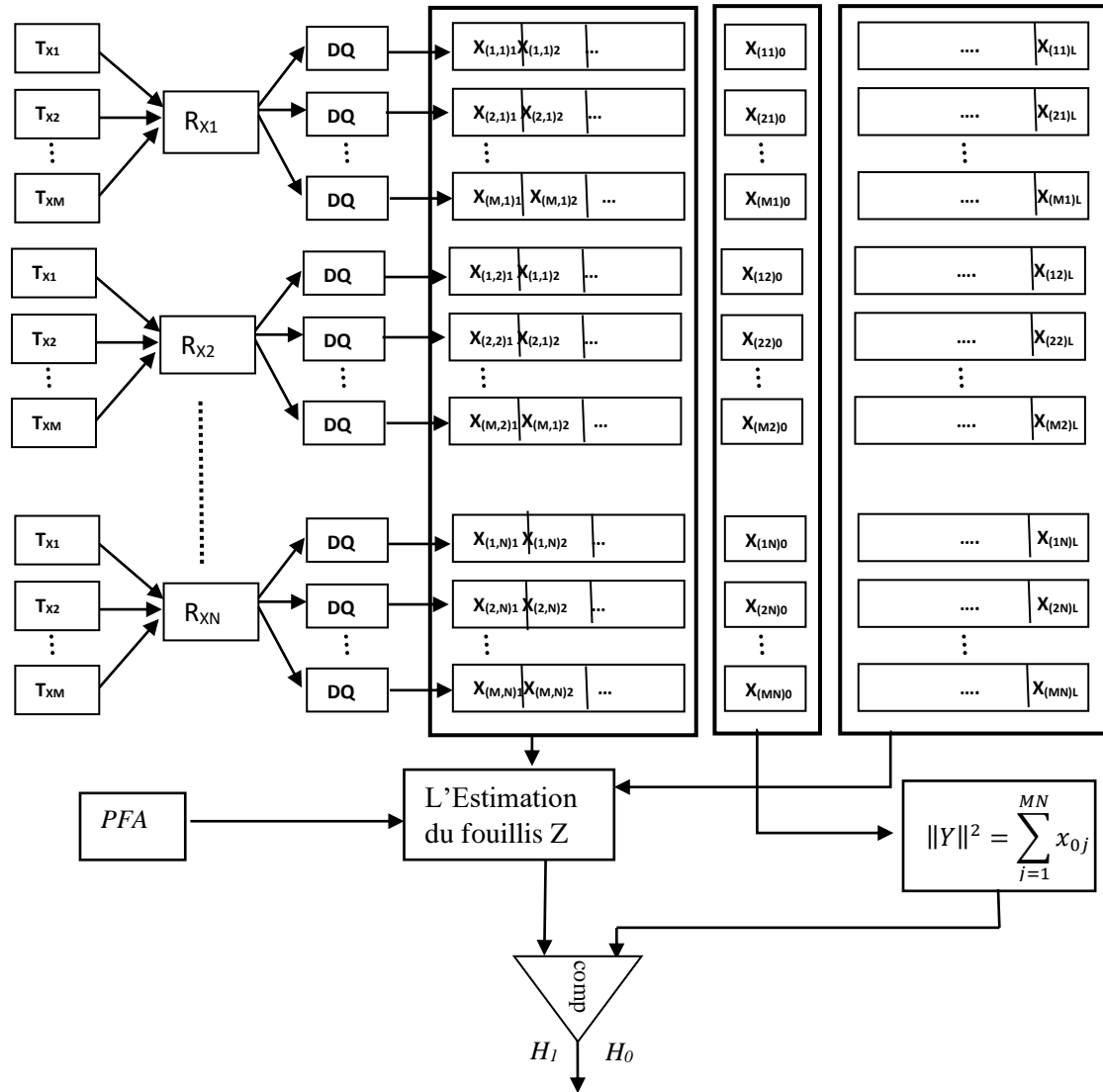
Où  $(.)^T$  désigne la transposition. Chaque colonne de cette matrice contient des données du même couple TX-RX (nœuds) mais des cellules de portée différentes. Les cellules grises représentent les cellules CST et les cellules blanches sont les cellules de référence.

#### 2.7.4 Les algorithmes CFAR pour les radars MIMO

L'architecture générale d'un détecteur CFAR dans un radar MIMO est représentée dans la Figure 2.8. Les échantillons observés sont supposés IID (Indépendants et identiquement distribués). La règle de décision est donnée par le test statistique suivant :

$$\begin{array}{l} H_1 \\ \|Y\|^2 \geq \tau z \\ H_0 \end{array} \quad (2.3)$$

Où  $\|Y\|^2$  est la sortie du filtre quadratique pour les CST,  $Z$  est le niveau du fouillis et  $\tau$  est le facteur de seuil calculé en fonction de la PFA de consigne



**Fig.8.** Le principe de la détection dans les radars MIMO

### 2.7.5. Généralisation des détecteurs CA, SO, GO et OS-CFAR pour les radars MIMO

Les différents détecteurs CFAR sont généralisés dans [32] pour les radars MIMO.

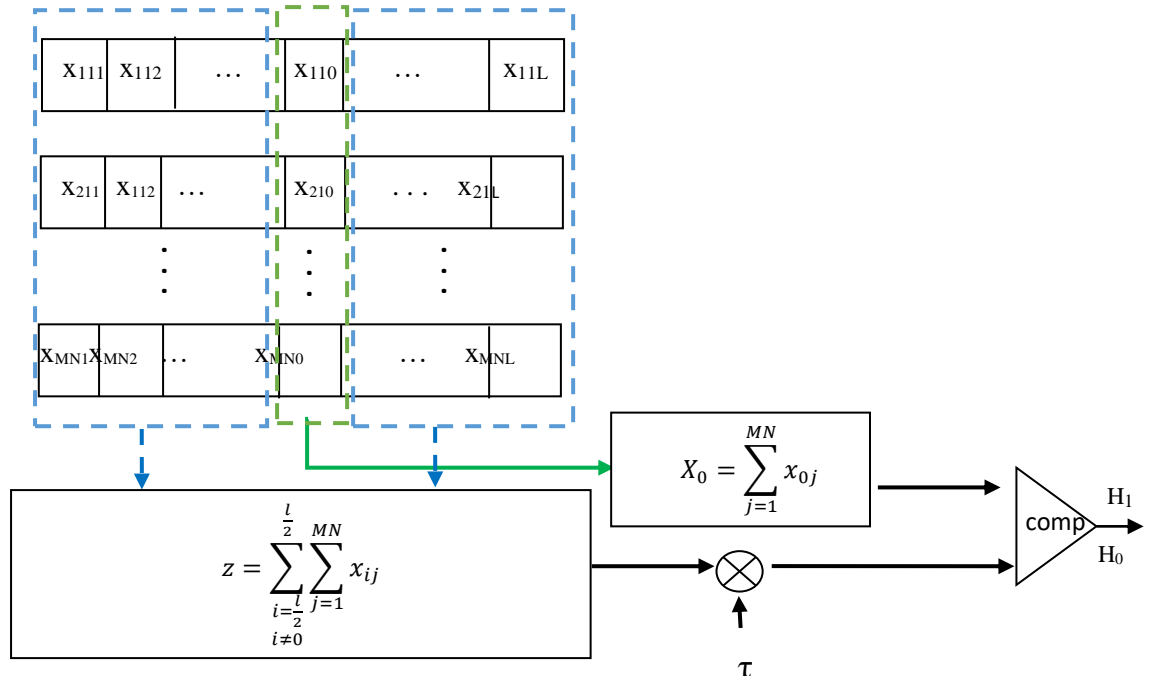
#### 2.7.5.1 MIMO-CA-CFAR

Pour utiliser la règle de décision dans (2.3), l'estimation du fouillis  $z$  et le contenu de la CST  $x_0$  pour ce détecteur sont définis comme :

$$x_0 = \sum_{j=1}^{MN} x_{0j} \quad (2.4)$$

$$z = \sum_{\substack{i=\frac{l}{2} \\ i \neq 0}}^{\frac{l}{2}} \sum_{j=1}^{MN} x_{ij} \quad (2.5)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur CA-CFAR généralisé dans un radar MIMO est montré dans la Figure 2.9.



**Fig.2.9.** Détecteur CA-CFAR généralisé pour le radar MIMO

#### 2.7.5.2 Généralisation du SO-CFAR

La généralisation du détecteur SO-CFAR pour le radar MIMO, nécessite une décomposition de chaque colonne de la matrice des données en deux parties  $u_j, v_j$ . Avec  $u_j$  obtenu à partir de la somme des cellules en aval de la CST de la  $j^{\text{ème}}$  colonne de la matrice et  $v_j$  est obtenu à partir de la somme des cellules en amont de la CST de la  $j^{\text{ème}}$  colonne. Selon la méthode utilisée pour l'estimation du bruit, deux détecteurs SO-CFAR peuvent être proposés [32].

##### (i) MIMO-SO1-CFAR

L'estimation de la puissance du CST ( $x_0$ ) est toujours la même pour les différents détecteurs avec  $z$  qui est déterminé pour ce détecteur par



$$z = \sum_{j=1}^{MN} z_j \quad (2.6)$$

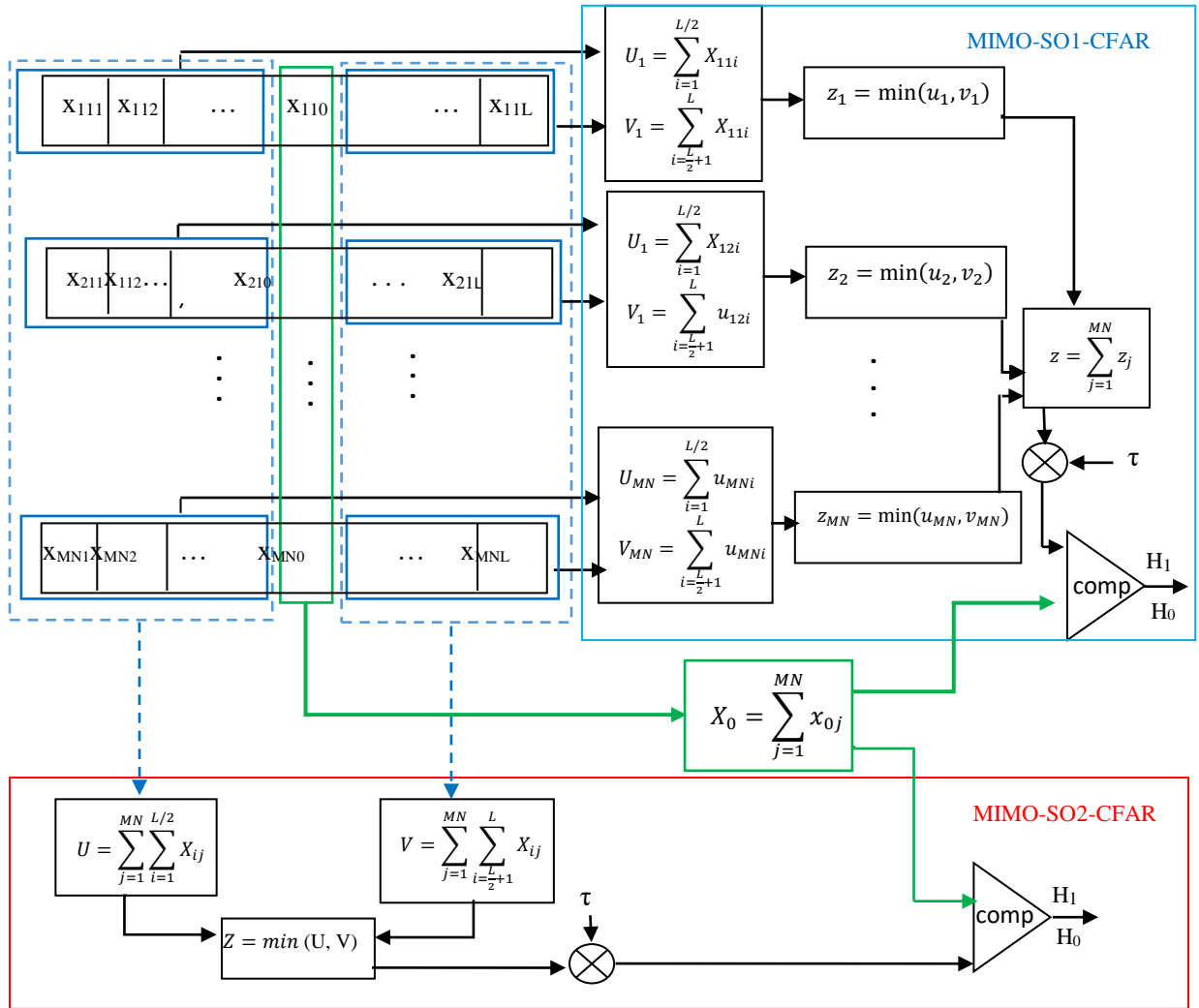
Où  $z_j$  est défini comme

$$z_j = \min(u_j, v_j) \quad (2.7)$$

(ii) MIMO-SO2-CFAR

$$z = \min \left( U = \sum_{j=1}^{MN} u_j, V = \sum_{j=1}^{MN} v_j \right) \quad (2.8)$$

Le principe de fonctionnement des détecteurs MIMO-SO1-CFAR et MIMO-SO2-CFAR sont montrés dans la Figure 2.10.



**Fig.2.10** Détecteur SO-CFAR généralisé pour le radar MIMO

### 2.7.5.3 Généralisation du GO-CFAR

Comme mentionné précédemment, la différence entre le SO-CFAR et GO-CFAR est que le deuxième utilise le maximum, donc on peut aussi proposer deux détecteurs.

(i) MIMO-GO1-CFAR

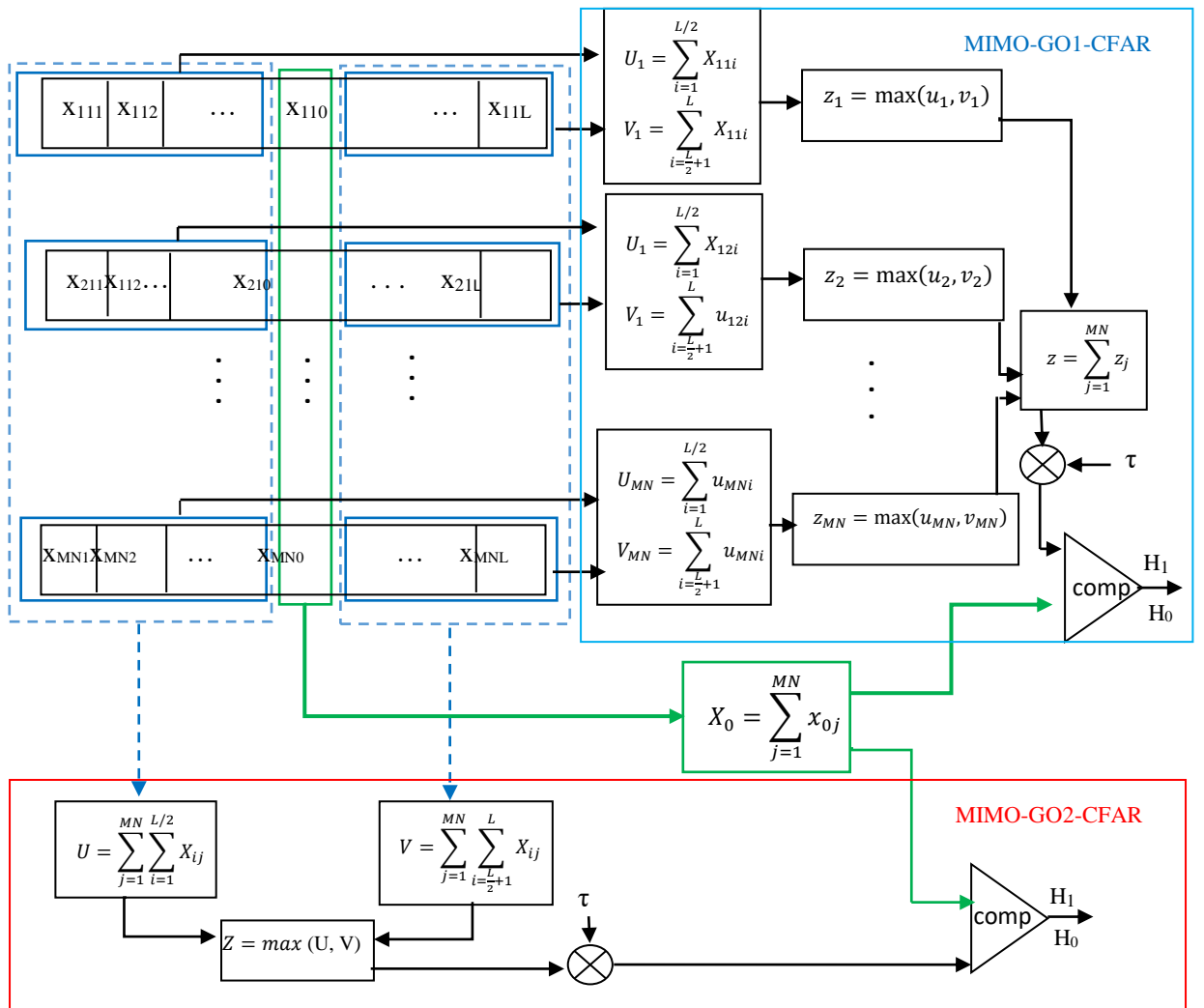
Où  $z_j$  est déterminés par (2.6), et  $z_j$  est défini comme

$$z_j = \max(u_j, v_j) \quad (2.9)$$

(ii) MIMO-GO2-CFAR

$$z = \max \left( U = \sum_{j=1}^{MN} u_j, V = \sum_{j=1}^{MN} v_j \right) \quad (2.10)$$

Le principe de fonctionnement des détecteurs MIMO-GO1-CFAR et MIMO-GO2-CFAR sont montrés dans la Figure 2.11.



**Fig.2.11** Détecteur GO-CFAR généralisé pour le radar MIMO

#### 2.7.5.4 Généralisation de l'OS-CFAR

Ces algorithmes estiment la puissance du bruit sur la base des données ordonnées. Ce détecteur est généralisé pour le radar MIMO en deux façons.

(i) MIMO-OS1-CFAR

La puissance du bruit est estimée par la  $k^{\text{ème}}$  plus grands échantillons de toutes les colonnes de la matrice de données.

$$Z = x_{(k)} \quad (2.11)$$

Avec  $k = \frac{3}{4}MNL$

(ii) MIMO-OS2-CFAR

La puissance du bruit pour ce détecteur est donnée par

$$Z = S_{(k)}$$

Où  $s_{(k)}$  est le  $k^{\text{ème}}$  plus grand échantillon du vecteur  $s=[s_i] \ i=1,\dots,L$ .

$$s_i = \sum_{j=1}^{MN} x_{ij} \quad (2.12)$$

Le principe de fonctionnement des détecteurs MIMO-OS1-CFAR et MIMO-OS2-CFAR sont montrés dans la Figure 2.12.

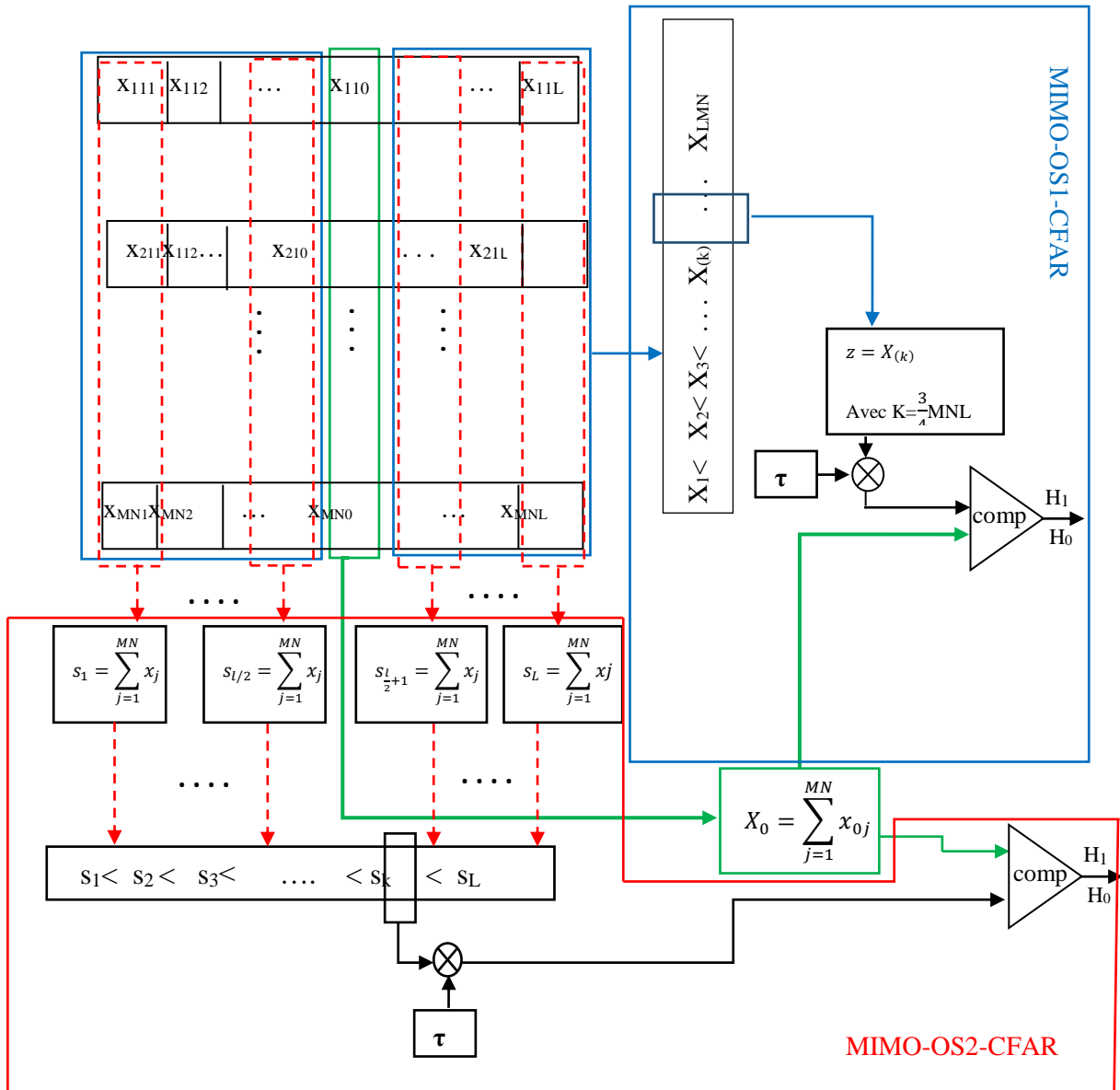


Fig. 2.12 Détecteur OS-CFAR généralisé pour le radar MIMO

## 2.8 Modèles statistiques des cibles

La cible représente le dispositif ou l'objet que nous voulons détecter. Pour cela, elle doit se situer au-dessus de l'horizon radar et doit pouvoir renvoyer un écho suffisamment puissant. La puissance d'un écho renvoyé par une cible dépend de la largeur de celle-ci et de sa hauteur au-dessus de l'horizon radar. Durant plusieurs années, un nombre de travaux ont été orientés vers le domaine de prévision de la surface équivalente du radar RCS. La surface équivalente du radar d'une cible sert à quantifier le pouvoir réflecteur de celle-ci en réponse à un signal radar.

Deux types cibles sont considérées : Cible lentement fluctuante ou fluctuante d'un balayage à un autre (scan to scan) et cible rapidement fluctuante ou fluctuante d'une impulsion à une autre (pulse to pulse) [33].

- **Cible lentement fluctuante** : L'écho de cible ne change pas pendant l'émission des  $N_p$  impulsions. (Par conséquent, les échantillons reçus sont les mêmes pour toutes les impulsions ; il s'agit d'une seule réalisation d'une même variable aléatoire.
- **Cible rapidement fluctuante** : L'écho change de valeur d'une impulsion à l'autre. Donc les échantillons reçus sont des réalisations différentes de la même variable aléatoire.

Swerling [34-35] a observé et classifié les cibles selon les fluctuations en quatre modèles statistiques, ces modèles sont souvent employés. Ils sont basés sur la représentation du coefficient de réflexion par un processus aléatoire. La vitesse de fluctuation de la cible et la densité de probabilité distinguent les différents modèles.

- **Swerling I** : le coefficient de rétrodiffusion est quasiment constant d'une impulsion à une autre, mais varie indépendamment d'un scan à un autre. La variation du coefficient de rétrodiffusion suit la loi de probabilité de Rayleigh.

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) , \quad x \geq 0 \quad (2.13)$$

Où  $x$  est l'amplitude du signal et  $\sigma^2$  la variance de la cible qui est proportionnelle à son RCS.

- **Swerling II** : Ici, les fluctuations sont plus rapides que dans le cas 1, et sont supposées être indépendantes d'une impulsion à une autre, où la fonction de densité de probabilité suit la même loi de l'équation (2.13).
- **Swerling III** : comme Swerling I, il varie d'un scan à un autre, mais selon la loi suivante : Les fluctuations sont indépendantes d'un scan à un scan comme pour le premier cas, mais la fonction de densité de probabilité est donnée par

$$f(x) = \frac{9x^3}{2\sigma^4} \exp\left(-\frac{3x^2}{2\sigma^2}\right) , \quad x \geq 0 \quad (2.14)$$

- *Swerling IV* comme pour le second cas, les fluctuations ici sont pulse- to-pulse et les cibles possèdent des fluctuations rapides avec des amplitudes indépendantes d'une impulsion à une autre. La fonction densité de probabilité pour la cible suit la même loi que celle donnée par l'équation (14).
- *Swerling V*: le coefficient de réflexion est quasiment constant

Dans tous les cas cités ci-dessus, la phase du coefficient de rétrodiffusion de la cible peut être modélisée par un processus aléatoire uniformément distribué sur  $[0, 2\pi]$ .

## 2.9 Modèles statistiques du fouillis

Les performances de détection d'un radar sont limitées par la présence d'un bruit ambiant. Ce bruit provient généralement de l'électronique du radar. Dans ce cas, il s'agit du bruit dit « bruit thermique » modélisé à juste titre comme du bruit blanc gaussien. Aussi, il y a les échos indésirables provenant des perturbations atmosphériques, nuage, pluie, neige ou dus à la réflexion des ondes sur la mer ou sur le sol. L'ensemble de ces échos perturbateurs est désigné par le terme clutter qui a comme équivalent en français le terme « fouillis ». On entendra donc parler de fouillis atmosphérique, fouillis de sol et fouillis de mer. En général, la puissance du fouillis est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. La capacité d'un radar à surmonter ces nuisances définit son rapport signal sur bruit (SNR). Plus le SNR est grand, plus le radar peut séparer efficacement une cible des signaux parasites.

Le fouillis peut être considéré comme homogène ou non homogène. Le non homogénéité est causé essentiellement par l'effet de bord de fouillis et/ou par la présence des cibles interférentes. Plusieurs distributions ont été proposées pour modéliser les statistiques du fouillis des données acquises de différents environnements tels que la distribution Log-Normal, la distribution Weibull, la distribution K, la distribution Gamma et la distribution Pareto.

### 2.9.1 Le modèle Log-Normal

La fonction de densité de probabilité (PDF) de la distribution Log-Normal est donnée par [37,38] :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi x}} e^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.15)$$

Où, la moyenne  $\mu$  et l'écart type  $\sigma$  de  $\ln(x)$  représentent respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le moment d'ordre  $n$  est donné par :

$$E[x^n] = e^{n\mu + \frac{n^2}{2\sigma^2}} \quad (2.16)$$

### 2.9.2 Le modèle Gamma

La PDF de la distribution Gamma est donnée par [39,40] :

$$f(x) = \frac{x^{c-1}}{b^c} \Gamma(c) e^{-x/b} \quad (2.17)$$

Où,  $b$  et  $c$  sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le moment d'ordre  $n$  caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[x^n] = b^n \frac{\Gamma(c + \frac{n}{b})}{\Gamma(c)} \quad (2.18)$$

### 2.9.3 Le modèle Weibull

La PDF de la loi Weibull est donnée par [41,42] :

$$f(x) = bcx^{c-1} e^{-bx^c}; x \geq 0 \quad (2.19)$$

Où,  $b$  et  $c$  sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le moment d'ordre  $n$  caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$F[x^n] = \left(\frac{1}{b}\right)^{\frac{n}{c}} \Gamma\left(1 + \frac{n}{c}\right) \quad (2.20)$$

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

### 2.9.4 Le modèle K

C'est un modèle gaussien composé, où l'amplitude du fouillis est donnée par le produit de deux variables aléatoires : l'une suit une loi Rayleigh appelé Spectre est l'autre suit une loi Gamma appelée Texture, la PDF de la distribution K est donnée par [43,44]:

$$f(x) = \frac{2}{b\Gamma(c+1)} \left(\frac{x}{2b}\right)^{c+1} K_c\left(\frac{x}{2b}\right) \quad (2.21)$$

Où  $K_c(\cdot)$  est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce. Le moment d'ordre  $n$  caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[\mathbf{x}^n] = \frac{1}{b^n} \frac{\Gamma(c+n/2)}{\Gamma(c)} \Gamma(n/2 + 1) \quad (2.22)$$

### 2.9.5 Le modèle Pareto

La distribution de Pareto avec un paramètre de forme positif  $\alpha$  et un paramètre d'échelle positive  $\beta$  est donnée par [5,6]

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{\alpha \beta^\alpha}{x^{\alpha+1}} \quad (2.23)$$

Où la variable  $x \geq \beta$  et le paramètre  $\alpha > 0$  sont des nombres réels.

Nous la spécifions en écrivant la variable aléatoire  $X \simeq pa(\alpha, \beta)$ . Sa fonction de distribution commutative (FDC) est donnée par

$$F_x(t) = \mathbb{P}(X \leq t) = 1 - \left(\frac{\beta}{t}\right)^\alpha \quad (2.24)$$

Pour des données réelles,  $\beta$  peut être estimé par le minimum des retours du fouillis. Dans les cas où les données peuvent inclure des valeurs nulles, la distribution de Pareto généralisée peut être utilisée comme indiqué dans [6] ce qui permet au modèle du fouillis de prendre en charge les valeurs nulles. la moyenne et la variance de  $X \simeq pa(\alpha, \beta)$  sont données par

$$E(x) = \frac{\alpha \beta}{\alpha - 1} \quad \text{Var}(X) = \frac{\alpha \beta^2}{(\alpha - 1)^2 (\alpha - 2)} \quad (2.25)$$

On considère une variable aléatoire  $Y \simeq \exp(\alpha)$  qui suit la distribution exponentielle avec le paramètre  $\alpha$ . Sa PDF est donnée par

$$f_y(t) = \alpha e^{-\alpha t} \quad (2.26)$$

Pour  $t \geq 0$ .

Cette distribution est particulièrement liée à la distribution exponentielle comme suivant : Si  $Y$  est une variable aléatoire distribuée selon la loi exponentielle et  $\beta > 0$ , alors la variable aléatoire

$$X = \beta e^Y \simeq pa(\alpha, \beta) \quad (2.27)$$



C'est une relation importante qui a motivé la plupart des travaux sur les détecteurs CFAR dans un bruit de Pareto [43,44] puisque Elle a permis la conception des détecteurs CFAR fonctionnant dans ce type de fouillis.

A partir de cette relation, plusieurs propriétés de la distribution Exponentielle peuvent être appliquées à la distribution Pareto.

# Chapitre 2

## Les détecteurs CFAR pour les radars MIMO dans un fouillis Pareto.

### Résumé

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème de la détection CFAR dans un radar MIMO pour un environnement Pareto. Pour se faire, nous introduisons de nouveaux détecteurs MIMO-CFAR utilisant les règles de décision binaires et la relation entre la loi exponentielle et Pareto, et par analogie au cas de la distribution exponentielle, nous généralisons pour un radar MIMO les expressions analytiques des probabilités de fausse alarme des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1, et MIMO-OS2-CFAR. Enfin, nous effectuons une analyse des détecteurs proposés via les simulations de Monte Carlo pour des situations de fouillis homogène et non-homogène (présence des cibles interférentes).

- 1- Introduction
- 2- Les détecteurs MIMO-CFAR dans un fouillis Pareto
- 3- Résultats et discussions
- 4- Conclusion

### 3.1 Introduction

MIMO est une technique utilisée dans la communication qui s'applique pour les systèmes radars utilisant plusieurs antennes de transmission et ayant la capacité de traiter conjointement les signaux reçus sur plusieurs antennes de réceptions [25]. Les radars MIMO exhibent des avantages indéniables par rapport aux radars classiques SISO. Ils ont renforcé les capacités de détection, localisation, identification et poursuite des cibles. Dans ce type de radar, les antennes peuvent être suffisamment séparées et étroitement séparées. Dans le premier cas, la diversité spatiale améliore la probabilité de détection (performances de détection) [28] et la deuxième configuration augmente les performances de la localisation [29]. Fishler *et al* [45,46] ont examiné ce problème et ont abouti au détecteur optimal de Neyman-Pearson dans un bruit gaussien blanc avec une variance connue. Plusieurs schémas de détection pour les radars MIMO à impulsions dans un bruit gaussien avec des statistiques inconnues ont également été étudiés dans [47]. De plus, les radars MIMO dans un fouillis gaussien et un fouillis non gaussien (distribution K, Laplace et Student-T) ont été étudiés dans [32, 48-50].

La distribution de Pareto a été récemment validée comme modèle pour les fouillis de radar maritime à haute résolution [5, 51,52]. Cette distribution a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs, car il a été montré que ce modèle s'ajuste bien aux données réelles comparé aux modèles traditionnels tels que la distribution log-normale, Weibull et K [5], en plus de la simplicité de l'expression de sa FDP. Les détecteurs CFAR pour le fouillis de Pareto ont été considérés dans [6,50] où il a été montré que dans les processus de décision, c'est-à-dire, la relation seuil / probabilité de fausse alarme dépend des deux paramètres de la distribution Pareto qui ne produit pas un processus CFAR. La solution de ce problème, proposé par Weinberg dans [6] pour le cas d'un radar SISO, est l'utilisation d'une transformation dans laquelle la distribution Pareto se réduit à la distribution exponentielle.

Dans ce chapitre, nous appliquons cette transformation simple entre la distribution de Pareto et la distribution exponentielle dans le cas du radar MIMO pour introduire de nouveaux détecteurs, dont la relation seuil / probabilité de fausse alarme est équivalente à celle du fouillis gaussien, mais le test statistique est différent de celui des tests de décision CFAR conventionnels.

Quatre détecteurs seront examinés ; à savoir le MIMO-CA, MIMO-GO, MIMO-SO et MIMO-OS. Leurs performances seront examinées dans le cas d'un fouillis homogène et non homogène (présence des cibles interférentes). Le modèle des cibles interférentes est du type

Swerling I et la probabilité de détection est calculée par moyen de simulations de Monte-Carlo.

### 3.2 Les détecteurs MIMO-CFAR dans un fouillis Pareto

Le principe général de ces détecteurs a été discuté dans le chapitre 2. Dans le cas d'un fouillis Pareto, Weinberg [6,47] a développé des détecteurs avec des règles de décision différentes utilisant la relation entre la distribution exponentielle et Pareto. Dans notre travail, nous utilisons cette relation pour les différents détecteurs MIMO-CFAR et nous introduisons des nouveaux détecteurs avec des règles de décision différentes.

#### 3.2.1 Le détecteur MIMO-CA-CFAR

Supposons que  $z_{0i}$  est la mesure d'intensité de la CST et des échantillons de fouillis indépendants  $z_{ij}$ . Après quelques étapes de développement, la nouvelle règle de décision pour le détecteur MIMO-CA-CFAR est donnée par

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{MN(1-L\tau)} \prod_{j=1}^L \prod_{i=1}^{MN} z_{ij}^\tau \quad (3.1)$$

Cette règle de décision ne prend pas la forme de celle du détecteur MIMO-CA-CFAR traditionnel (2.4) et (2.5). On observe que dans ce cas, le test dépend du paramètre d'échelle  $\beta$ . Ce dernier peut être estimé, comme dans [53]. Donc, la mise en œuvre d'un tel détecteur exige la connaissance a priori de  $\beta$ . Le facteur de seuil  $\tau$  est évalué de manière à maintenir une valeur de consigne de la PFA. On montrera que cette règle de décision permet un contrôle CFAR, par calcul direct de la PFA.

$$\begin{aligned} PFA &= \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{MN(1-L\tau)} \prod_{j=0}^{LMN} z_j^\tau / H_0 \right) \\ &= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \sum_{j=1}^{LMN} \log \left( \frac{z_j}{\beta} \right) / H_0 \right) \end{aligned} \quad (3.2)$$

En exploitant la transformation liant la loi Pareto à la loi Exponentielle donnée par(2.27) la somme des variables aléatoires exponentielles indépendantes dans (3.2) a une distribution Gamma avec les paramètres  $(MN, \mu)$  dans la CST et  $(LMN, \mu)$  dans les cellules de référence.

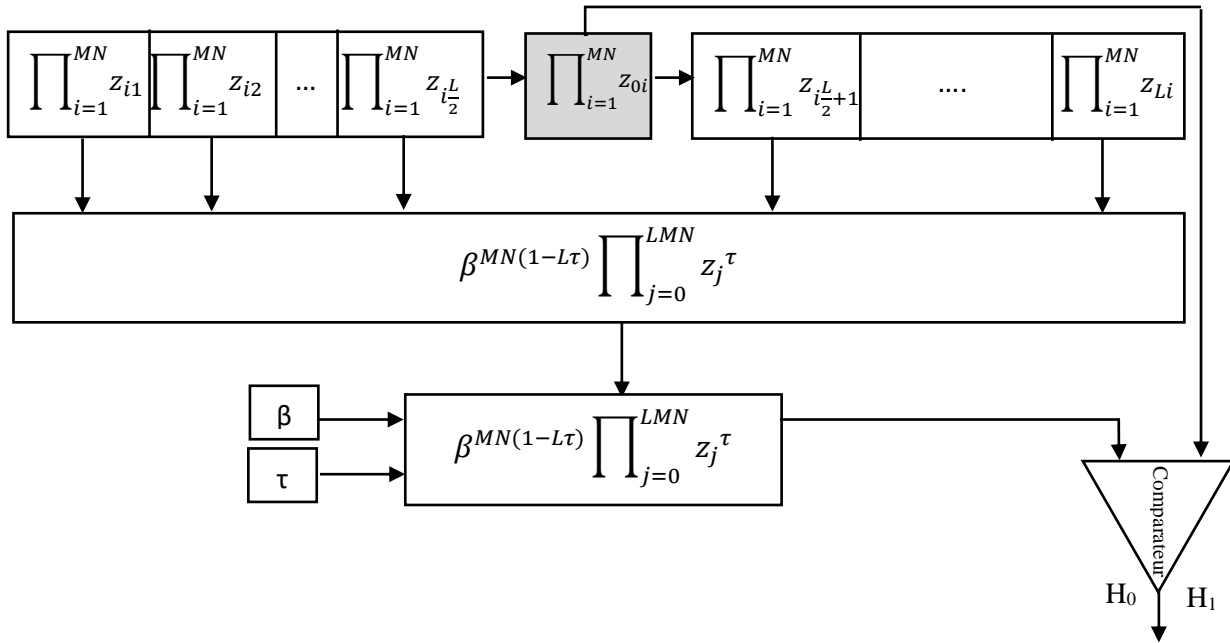
$$\sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) / H_0 \simeq \text{Gamma}(MN, \mu) \quad (3.3)$$

$$\sum_{j=1}^{LMN} \log \left( \frac{z_j}{\beta} \right) \simeq \text{Gamma}(LMN, \mu) \quad (3.4)$$

L'expression finale de la PFA dans le cas d'un radar MIMO est obtenue en utilisant directement le résultat acquis pour le cas du bruit Gaussien [32]. Dans ce cas, l'expression de la PFA devient :

$$PFA^{CA} = \sum_{i=0}^{MN-1} \binom{LMN+i-1}{i} \frac{\tau^i}{(1+\tau)^{LMN+i}} \quad (3.5)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur MIMO-CA-CFAR pour un fouillis Pareto est résumé dans la Figure 3.1.



**Fig. 3.1-** Détecteur MIMO-CA-CFAR dans un fouillis Pareto.

### 3.2.2 MIMO-SO-CFAR

Le détecteur SO-CFAR exploite la demi-fenêtre de puissance minimale. Il a montré sa robustesse dans le cas de la présence d'un bord de fouillis où la cible est immergée dans le fouillis de puissance faible. Pour le cas du radar MIMO, deux variantes du détecteur SO-CFAR sont étudiées (MIMO-SO1 et SO2-CFAR) comme expliqué dans le chapitre 1.

- **Le détecteur MIMO-SO1-CFAR**

En se basant sur la règle de décision du détecteur MIMO-SO1-CFAR décrit dans (2.6), et après quelques développements mathématiques, La nouvelle règle de décision pour le détecteur MIMO-SO1-CFAR devient :

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \prod_{i=1}^{MN} \min \left( \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^L z_{ij}^\tau \right) \quad (3.6)$$

En utilisant la fonction logarithme, LaPFA est donnée par

$$\begin{aligned} PFA &= \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \prod_{i=1}^{MN} \min \left( \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^L z_{ij}^\tau \right) / H_0 \right) \\ &= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \sum_{j=1}^{MN} \min \left( \sum_{j=1}^{L/2} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right), \sum_{j=1}^{L/2} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right) \right) / H_0 \right) \end{aligned} \quad (3.7)$$

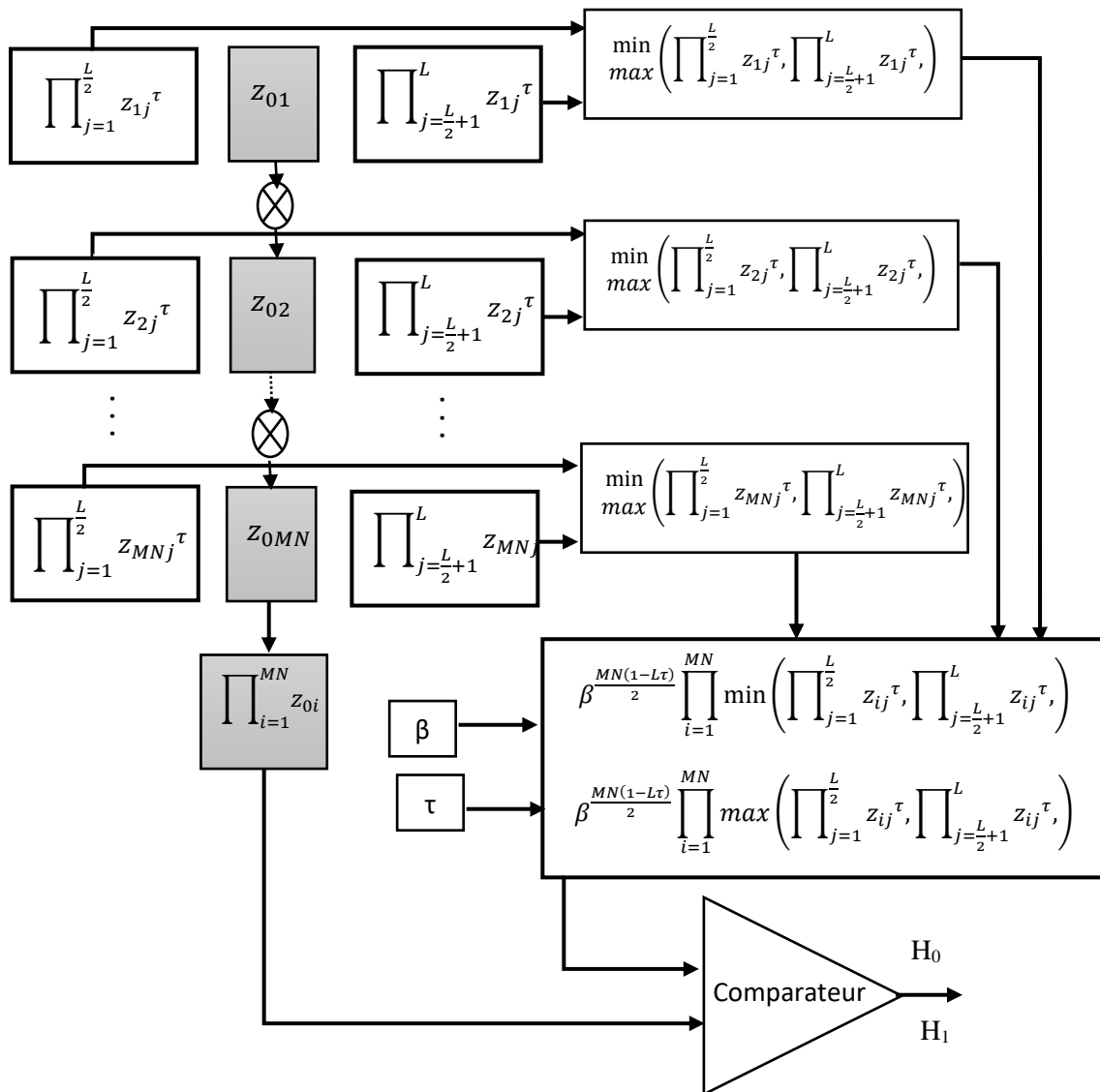
Après quelques manipulations mathématiques et en utilisant le résultat équivalent pour le MIMO-SO1-CFAR pour un fouillis de type gaussien [32], il s'ensuit que la probabilité de fausse alarme donnée par

$$PFA^{SO1} = \frac{-2^{MN}}{(MN-1)!} \left\{ \frac{d^{MN-1}}{d\omega^{MN-1}} (\omega^{-1} Q(\omega)) \right\}_{\omega=-1} \quad (3.8)$$

Où

$$Q(\omega) = \left( \sum_{i=0}^{\frac{L}{2}-1} \binom{i + \frac{l}{2} - 1}{i} \frac{1}{(2 - \tau\omega)^{\frac{l}{2}+1}} \right)^{MN} \quad (3.9)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur MIMO-SO1-CFAR dans un fouillis Pareto est illustré dans la Figure3.2.



**Fig.3.2**-Détecteurs MIMO-SO1 et MIMO-GO1 CFAR dans un fouillis Pareto.

- **Le détecteur MIMO-SO2-CFAR**

Toujours en se basant sur la règle de décision du détecteur MIMO-SO2-CFAR décrit dans (2.8) et la relation entre la loi Pareto et exponentielle et après quelques développements mathématiques, la nouvelle règle de décision pour MIMO-SO2-CFAR est donnée par :

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \min \left( \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^L z_{ij}^\tau \right) \quad (3.10)$$

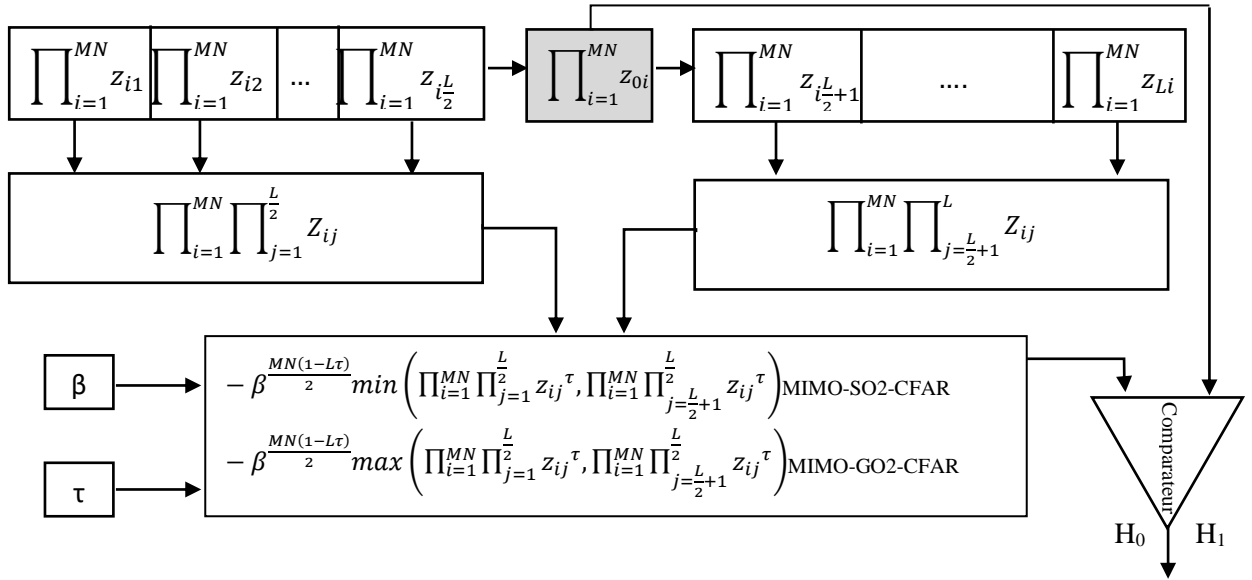
En utilisant la fonction logarithme, La PFA est donnée par

$$\begin{aligned}
PFA &= \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \min \left( \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^{\tau}, \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^{\tau} \right) / H_0 \right) \\
&= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \min \left( \sum_{i=1}^{MN} \sum_{j=1}^{\frac{L}{2}} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right), \sum_{i=1}^{MN} \sum_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right) \right) / H_0 \right) \quad (3.11)
\end{aligned}$$

En utilisant le résultat équivalent pour le MIMO SO2-CFAR pour un fouillis de type gaussien [32], et après quelques manipulations mathématiques il s'ensuit que la PFA est donnée par

$$PFA^{so2} = \frac{2}{\Gamma\left(\frac{MNL}{2}\right)} \sum_{j=0}^{\frac{MNL}{2}-1} \frac{1}{\Gamma(j+1)} \sum_{i=0}^{MN-1} \frac{\tau^i \Gamma\left(\frac{MNL}{2} + i + j\right)}{(2 + \tau)^{\frac{MNL}{2} + i + j} \Gamma(i+1)} \quad (3.12)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur MIMO-SO2-CFAR dans un fouillis Pareto est montré dans la Figure 3.3.



**Fig.3.3** Détecteurs MIMO-SO2 et MIMO-GO2 CFAR dans un fouillis Pareto.

### 3.2.3 MIMO-GO-CFAR

Le détecteur GO-CFAR exploite la demi-fenêtre de puissance maximale. Ce détecteur a montré une robustesse considérable dans le cas où la CST est dans le fouillis de puissance élevée. Pour le cas du radar MIMO, deux variantes du détecteur GO-CFAR sont étudiées (MIMO-GO1 et GO2-CFAR) comme expliqué dans le chapitre 1.



- **Le détecteur MIMO-GO1-CFAR**

En se basant sur la règle de décision du détecteur MIMO-GO1-CFAR décrit dans (2.9) et la relation entre la loi Pareto et exponentielle et après quelques développements mathématiques, La nouvelle règle de décision pour MIMO-GO1-CFAR devient :

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \prod_{i=1}^{MN} \max \left( \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau \right) \quad (3.13)$$

Similairement au détecteur MIMO-GO1-CFAR, l'expression de la PFA du détecteur MIMO-SO1-CFAR peut être obtenue comme suit

$$\begin{aligned} PFA &= \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \prod_{i=1}^{MN} \max \left( \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau \right) / H_0 \right) \\ &= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \sum_{j=1}^{MN} \max \left( \sum_{j=1}^{L/2} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right), \sum_{j=1}^{L/2} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right) \right) / H_0 \right) \end{aligned} \quad (3.14)$$

Par analogie au cas d'un bruit gaussien [32] et après quelques manipulations mathématiques on obtient l'expression de la PFA qui devient :

$$PFA^{GO1} = \frac{-2^{MN}}{(MN-1)!} \left\{ \frac{d^{MN-1}}{d\omega^{MN-1}} (\omega^{-1} Q(\omega)) \right\}_{\omega=-1} \quad (3.15)$$

Où

$$Q(\omega) = \left( \left( \frac{1}{1-\tau\omega} \right)^{\frac{L}{2}} - \sum_{i=0}^{\frac{L}{2}-1} \binom{i + \frac{L}{2} - 1}{i} \frac{1}{(2-\tau\omega)^{\frac{L}{2}+i}} \right)^{MN} \quad (3.16)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur MIMO-GO1-CFAR dans un fouillis Pareto est montré dans la Figure 3.2.

- **Le détecteur MIMO-GO2-CFAR**

En suivant les mêmes étapes pour les détecteur précédent, La nouvelle règle de décision du MIMO-GO2-CFAR est donnée par

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \max \left( \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau \right) \quad (3.17)$$

L'expression de la PFA du détecteur MIMO-GO2-CFAR peut être obtenue comme suit :

$$\begin{aligned} PFA &= \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{\frac{MN(1-L\tau)}{2}} \max \left( \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau, \prod_{i=1}^{MN} \prod_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} z_{ij}^\tau \right) / H_0 \right) \\ &= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \max \left( \sum_{i=1}^{MN} \sum_{j=1}^{\frac{L}{2}} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right), \sum_{i=1}^{MN} \sum_{j=\frac{L}{2}+1}^{\frac{L}{2}} \log \left( \frac{z_{ij}}{\beta} \right) \right) / H_0 \right) \end{aligned} \quad (3.18)$$

En utilisant la relation entre les PFA des détecteurs CA, SO et GO donnée dans(42)

$$PFA_{GO2} = 2PFA_{CA} - PFA_{SO2} \quad (3.19)$$

Notez que la PFA du CA-CFAR ici est considérée en fonction du nombre d'échantillons de référence égal à  $(MNL / 2)$ . La PFA est donc donnée par

$$\begin{aligned} pfa^{GO2} &= \sum_{i=0}^{MN-1} \binom{\frac{LMN}{2} + i - 1}{i} \frac{\tau^i}{(1 + \tau)^{\frac{LMN}{2} + i}} \\ &\quad - \frac{2}{\Gamma\left(\frac{MNL}{2}\right)} \sum_{j=0}^{\frac{MNL}{2}-1} \frac{1}{\Gamma(j+1)} \sum_{i=0}^{MN-1} \frac{\tau^i \Gamma\left(\frac{MNL}{2} + i + j\right)}{(2 + \tau)^{\frac{MNL}{2} + i + j} \Gamma(i+1)} \end{aligned} \quad (3.20)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur MIMO-GO2-CFAR dans un fouillis Pareto est montré dans la Figure3.3.

### 3.2.4 MIMO-OS-CFAR

Le détecteur OS-CFAR a montré de bonnes performances de détection en présence de cibles interférentes dans les deux demi-fenêtres. Pour le cas du radar SISO, Weinberg a étudié ce détecteur dans le cas d'un fouillis Pareto [6] et de la même manière que précédemment, deux variantes du détecteur OS-CFAR sont examinées (MIMO-OS1 et OS2-CFAR) comme mentionné dans le chapitre 2.

- **Le détecteurs MIMO-OS1-CFAR**

Le principe général de ce détecteur a été décrit dans le chapitre (1). Dans notre cas où le fouillis de type Pareto, on a utilisé (2.27) pour introduire une nouvelle règle de décision, sa forme est donnée par :

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{MN-\tau} z_{(k)}^\tau \quad (3.21)$$

L'expression de la PFA du détecteur MIMO-OS1-CFAR peut être obtenue comme suit :

$$\begin{aligned} PFA &= \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{(MN-\tau)} z_{(k)}^\tau / H_0 \right) \\ &= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \log \left( \frac{z_{(k)}}{\beta} \right) / H_0 \right) \end{aligned} \quad (3.22)$$

Par analogie au cas du bruit gaussien [32] et après quelques manipulations mathématiques, on obtient

$$PFA^{OS1} = \frac{1}{(MN-1)!} \left\{ \frac{d^{MN-1}}{d\omega^{MN-1}} \left( \omega^{-1} \left( \prod_{i=0}^{K-1} \frac{MNL-1}{MNL-i-\tau\omega} \right) \right) \right\}_{\omega=-1} \quad (3.23)$$

Le nombre (k) est choisi égal à  $\frac{3}{4} MNL$ .

- **Le détecteur MIMO-OS2-CFAR**

En suivant les mêmes procédures que pour le détecteur MIMO-OS1-CFAR et après quelques manipulations mathématiques, La règle de décision du MIMO-OS2-CFAR devient

$$\prod_{i=1}^{MN} z_{0i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{MN(1-\tau)} \prod_{j=1}^{MN} z_{(k)j}^\tau \quad (3.24)$$

L'expression de la PFA du détecteur MIMO-OS2-CFAR peut être obtenue comme suit :

$$PFA = \mathbb{P} \left( \prod_{i=1}^{MN} z_{0i} > \beta^{MN(1-L\tau)} \prod_{j=0}^{MN} z_j^\tau / H_0 \right)$$

$$= \mathbb{P} \left( \sum_{i=1}^{MN} \log \left( \frac{z_{0i}}{\beta} \right) > \tau \sum_{j=1}^{MN} \log \left( \frac{z^{(k)}j}{\beta} \right) / H_0 \right) \quad (3.25)$$

Par analogie au cas d'un bruit gaussien [32], on obtient

$$PFA^{OS2} = \frac{1}{(MN-1)!} \left\{ \frac{d^{MN-1}}{d\omega^{MN-1}} \left( \omega^{-1} \left( \prod_{i=0}^{K-1} \frac{L-1}{L-i-\tau\omega} \right)^{MN} \right) \right\}_{\omega=-1} \quad (3.26)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur MIMO-OS2-CFAR dans un fouillis Pareto est montré dans la Figure 3.4.

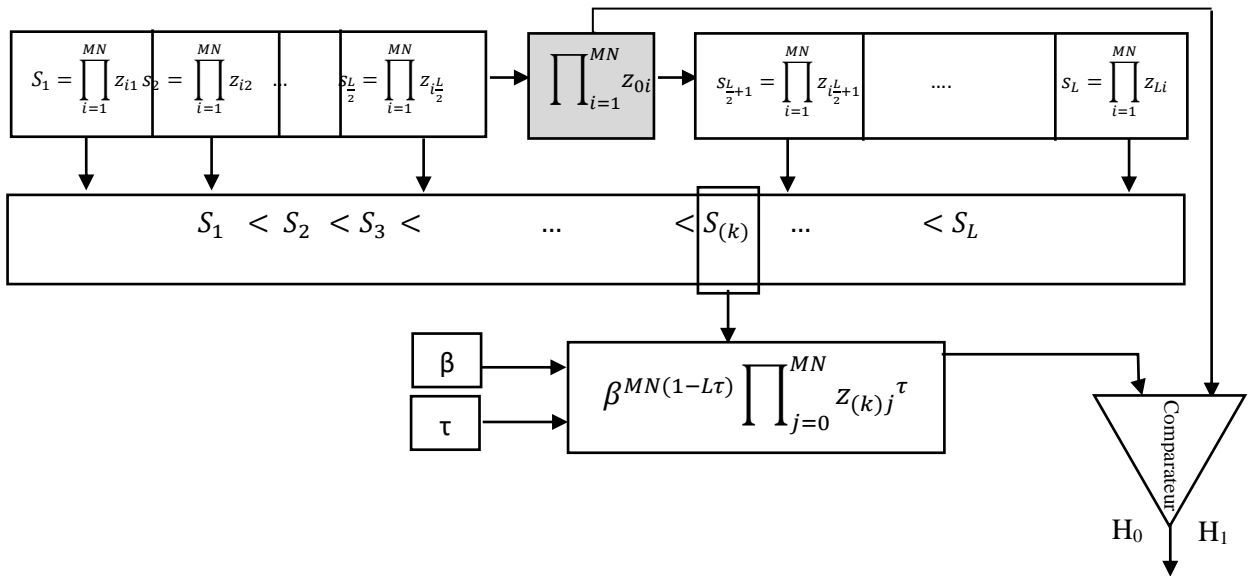


Fig.3.4 Détecteur MIMO-OS2-CFAR dans un fouillis Pareto.

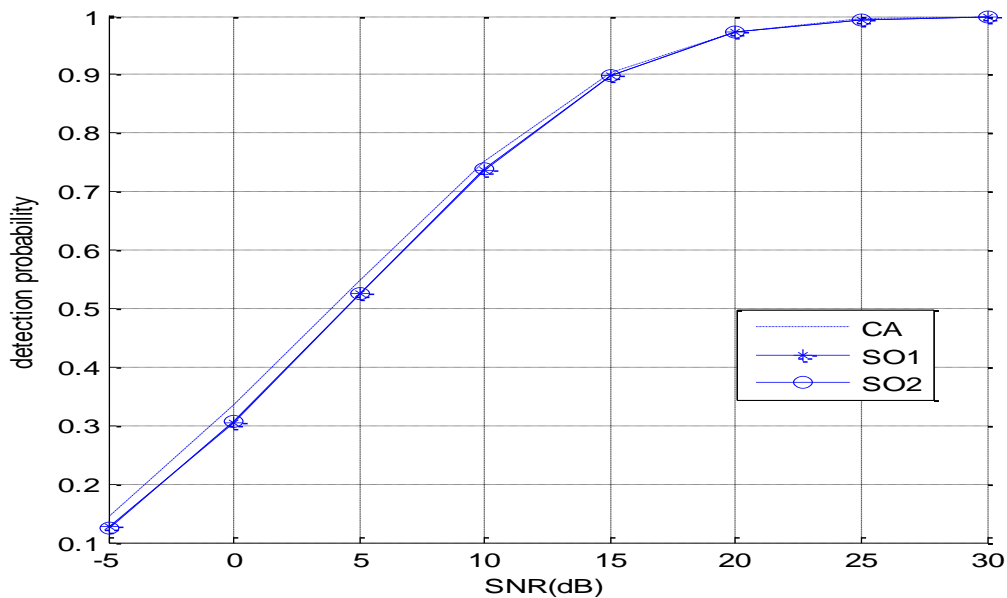
### 3.3 Résultats et discussions

Nous présentons dans cette section les performances des détecteurs MIMO CFAR décrits ci-dessus en situation homogène et non homogène (cibles interférentes et bord de fouillis). Nous avons tracé la Pd de ces détecteurs en fonction du rapport signal / bruit (SNR) pour une PFA de consigne de  $10^{-4}$  avec  $M = 1$ ,  $N = 4$  et  $L = 16$  et pour un paramètre de forme  $\beta = 1$ .

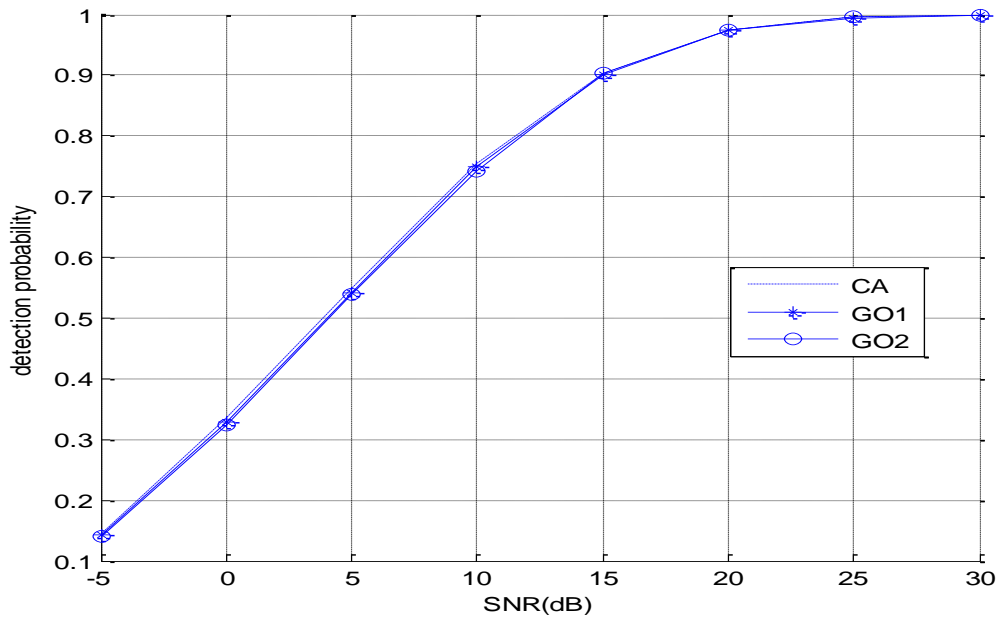
Les résultats sont obtenus par simulation de Monte Carlo, la puissance transmise est supposée constante, et le RCS de la cible interférente est supposé être le même que celui de la cible principale dans la CST. Le nombre de cibles interférentes et leurs emplacements peuvent être différents dans chaque récepteur MIMO. Dans cette simulation, la cible interférente prend une position aléatoire dans chaque colonne, et il est possible que la cible interférente soit vue dans certains récepteurs.

### 3.3.1 Cas du fouillis homogène

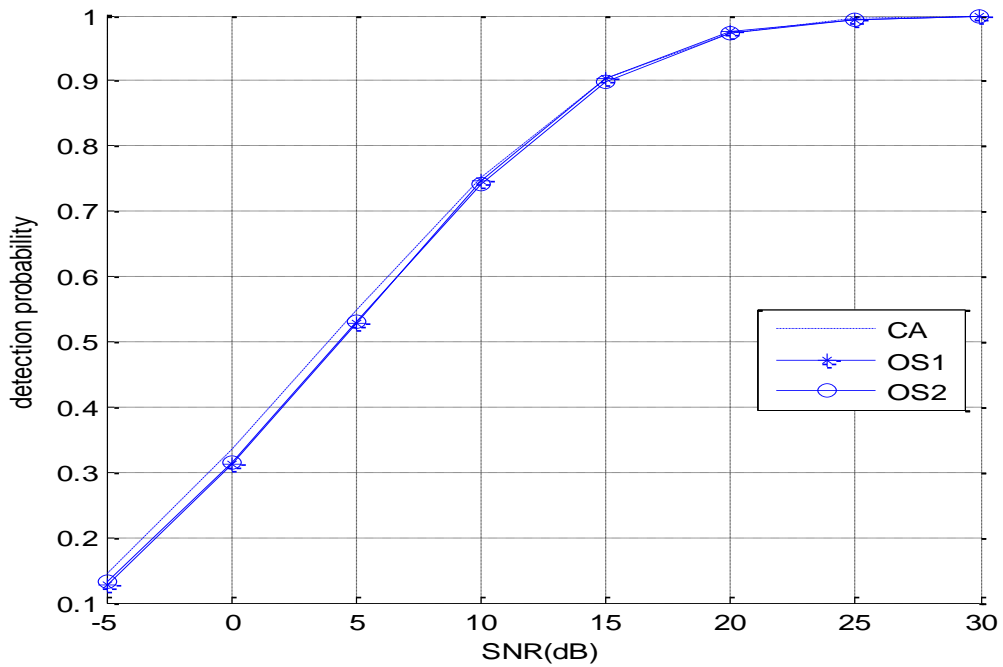
Les figures (3.5) (3.6) et (3.7) présentent les performances de détection des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 par le tracé de la courbe de la Pd en fonction du SCR dans un environnement homogène. La figure (3.5) montre une faible perte en détection dans les détecteurs MIMO-SO-CFAR et MIMO-SO2-CFAR par rapport au détecteur MIMO-CA-CFAR. Dans la figure (3.6), les performances des détecteurs MIMO-GO1 et MIMO-GO2 sont exactement les mêmes que celles des détecteurs MIMO-CA-CFAR. Finalement, sur la figure (3.7) les performances de détection MIMO-OS1 et MIMO-OS2 montrent une faible perte en détection par rapport au MIMO-CA-CFAR mais cette perte est inférieure à celle du MIMO-SO1 et MIMO-SO2. D'après les résultats précédents, le détecteur MIMO-CA-CFAR présente les meilleures performances de détection dans un environnement homogène.



**Fig.3.5** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1 et MIMO-SO2 en présence d'un fouillis Pareto



**Fig.3.6** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 en présence d'un fouillis Pareto



**Fig.3.7** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 en présence de fouillis Pareto

### 3.3.2 Cas des cibles interférentes

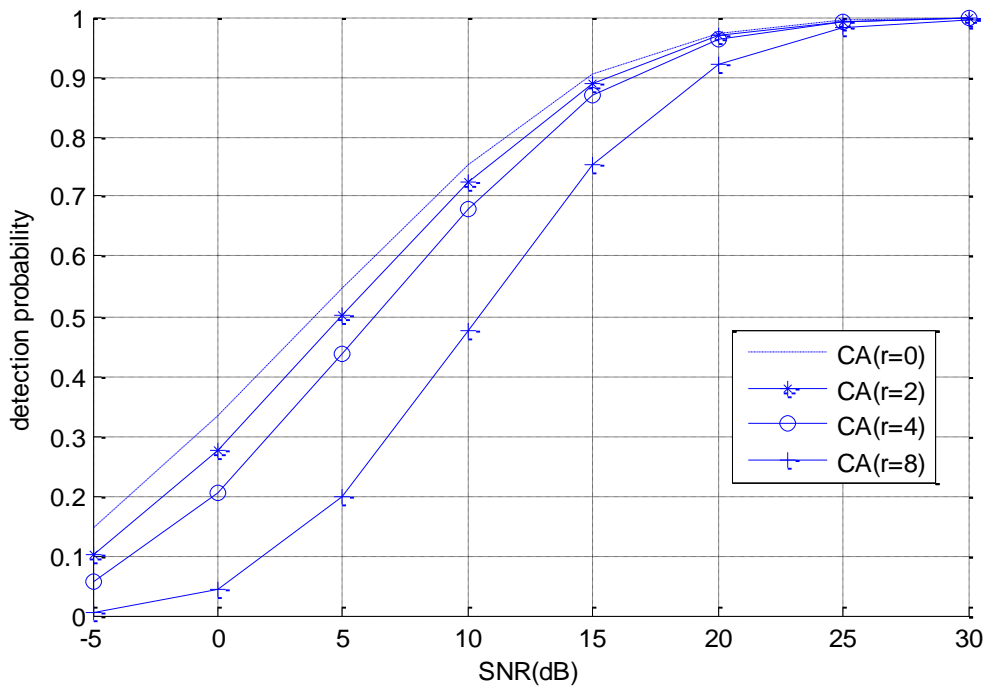
La position de la cible interférente est choisie pour être différente dans chaque récepteur et leurs emplacements prennent des positions aléatoires dans chaque colonne. Les figures (3.8) (3.9) (3.10) (3.11) (3.12) (3.13)(3.14) représentent les performances de détection des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 CFAR en présence de  $r$  cibles interférentes.

Sur la figure (3.8), nous montrons les performances de détection du détecteur MIMO-CA CFAR lorsque nous avons un environnement homogène et non-homogène où il y a 2, 4 et 8 cibles interférentes. De même sur les figures (3.9) (3.10) (3.11) (3.12) (3.13) et (3.14), nous représentons les performances de détection des détecteurs MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 CFAR respectivement. On note que la présence d'une cible interférente affecte la probabilité de détection dans chaque détecteur et cet effet change d'un détecteur à un autre.

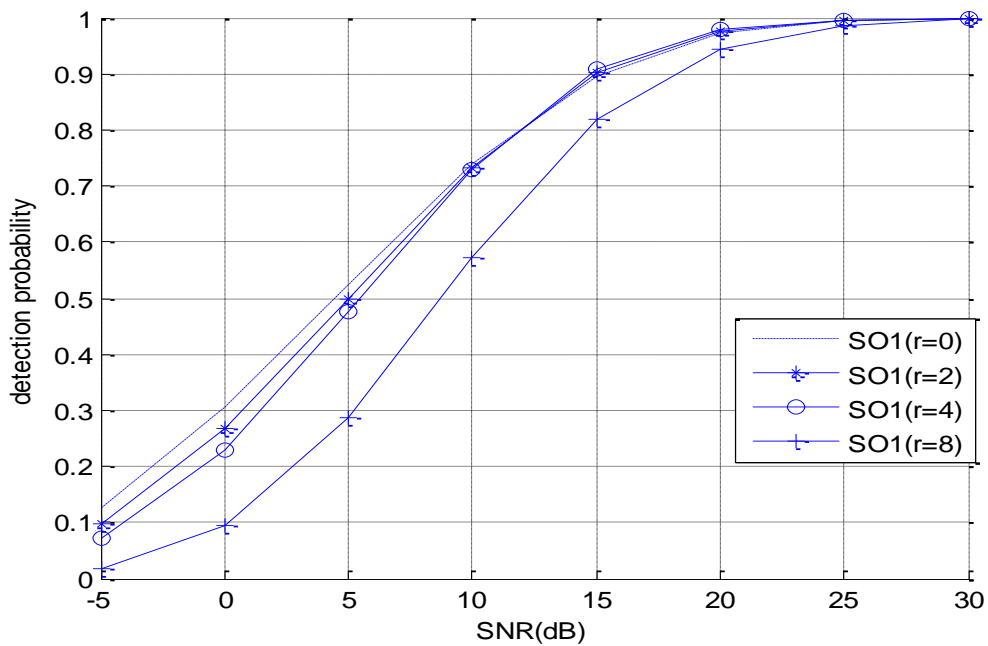
Dans la figure (3.15), nous analysons les performances de détection des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 CFAR en présence de deux cibles interférentes et nous observons de petites différences entre leur probabilité de détection. En revanche, sur la figure (3.16) lorsqu'on a huit cibles interférentes, le détecteur MIMO-SO1 présente les meilleures performances de détection et par contre le détecteur MIMO-GO1 présente les pires performances de détection.

Sur la figure (3.17), nous avons comparé les performances de détection des détecteurs MIMO-OS1, MIMO-OS2 par rapport au détecteur MIMO-CA. On observe que la  $P_d$  est exactement la même dans le cas de deux cibles interférentes mais dans le second cas quand on a huit cibles interférentes la figure (3.18) montre clairement que le détecteur MIMO-OS2 présente les meilleures performances suivi par le MIMO-OS1.

Sur la figure (3.19), nous faisons la comparaison entre les détecteurs MIMO-OS2 et MIMO-SO1 en présence de quatre et huit cibles interférentes. Dans le premier cas, lorsque nous avons quatre cibles interférentes, la probabilité de détection est presque identique, mais dans le second cas, le détecteur MIMO-OS2 est meilleur que le détecteur MIMO-SO1. Sur la figure (3.20), nous comparons MIMO-SO1 avec MIMO-OS1 toujours dans le cas de quatre et huit cibles interférentes. Dans le premier cas la  $P_d$  est la même dans les deux détecteurs, mais dans le second cas, le détecteur MIMO-OS1 présente la meilleure performance de détection.

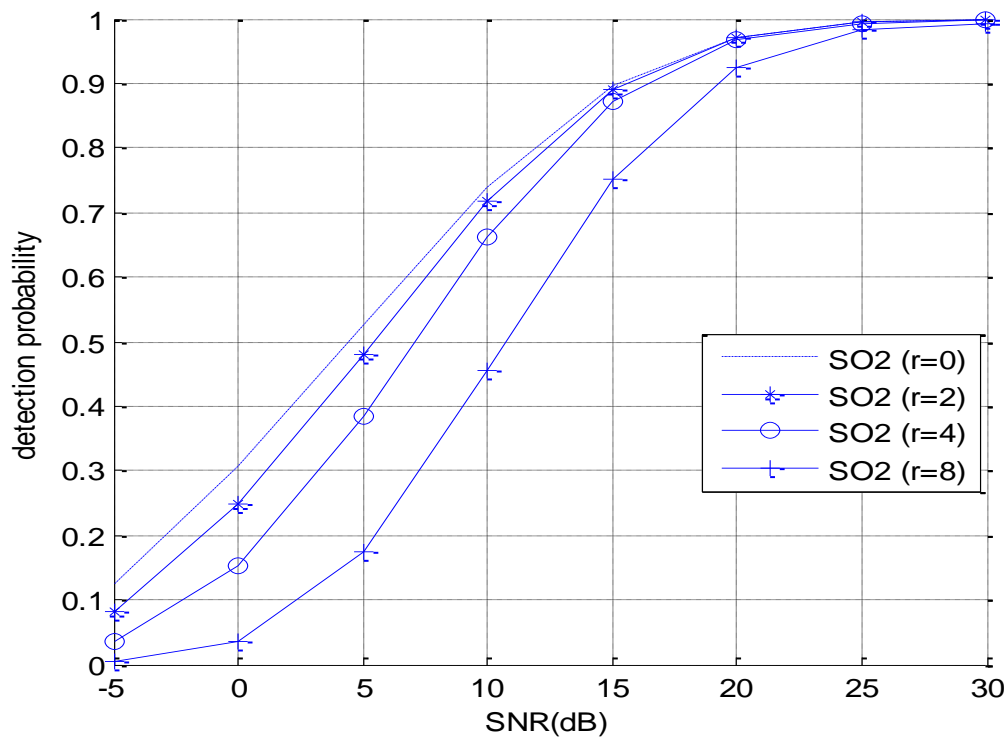


**Fig.3.8** Performance de détection de MIMO-CA avec  $r$  cibles interférentes

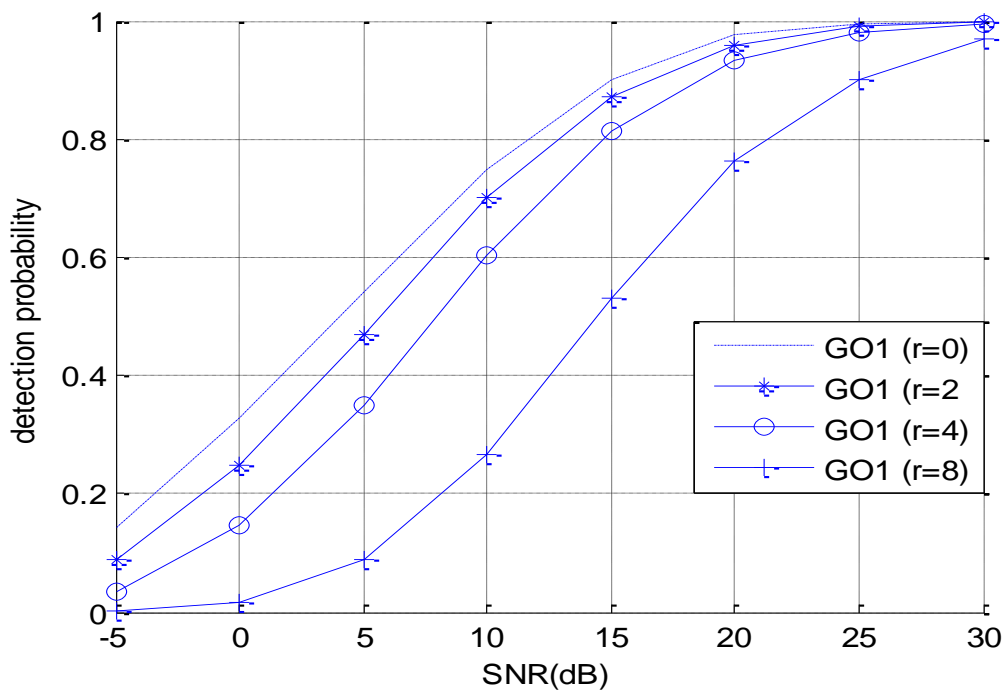


**Fig.3.9** Performance de détection de MIMO-SO1 avec  $r$  cibles interférentes

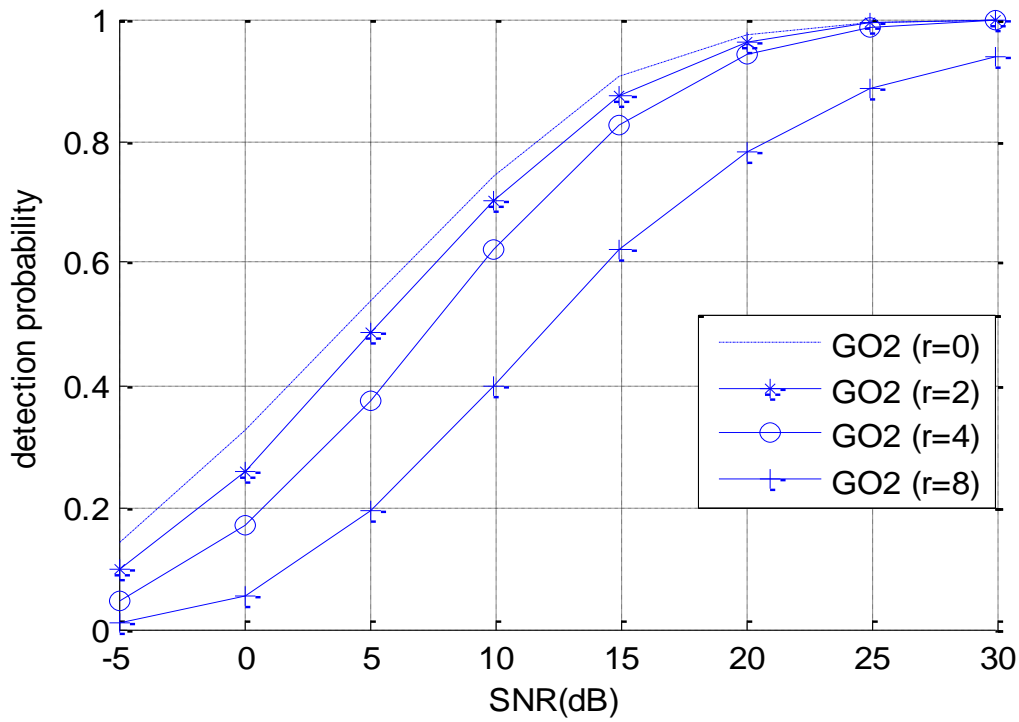




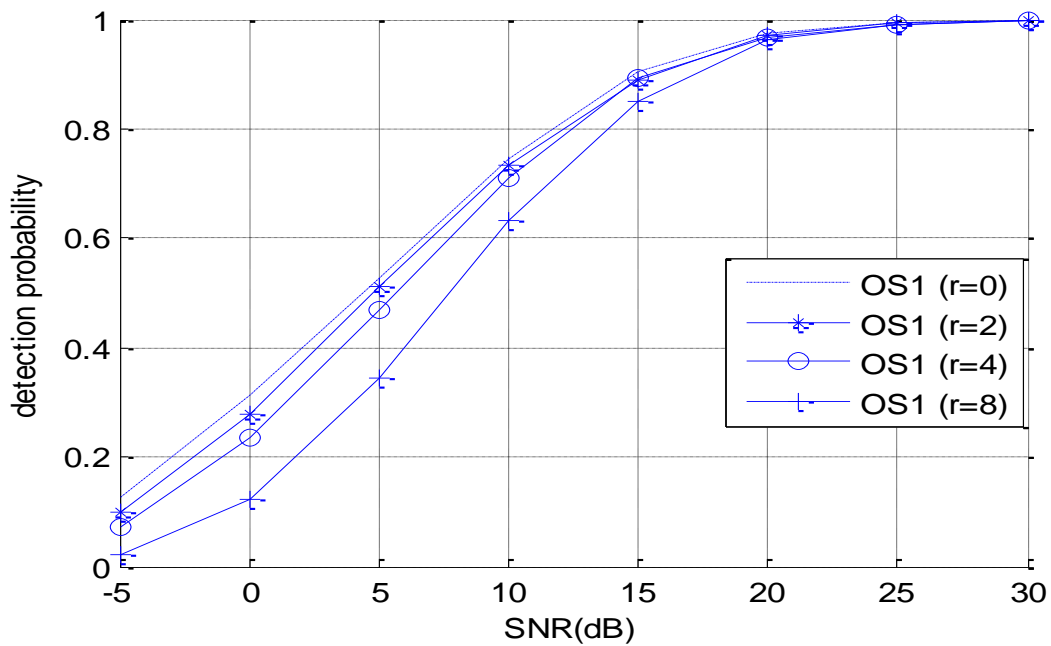
**Fig.3.10** Performance de détection de MIMO-SO2 avec r cibles interférentes



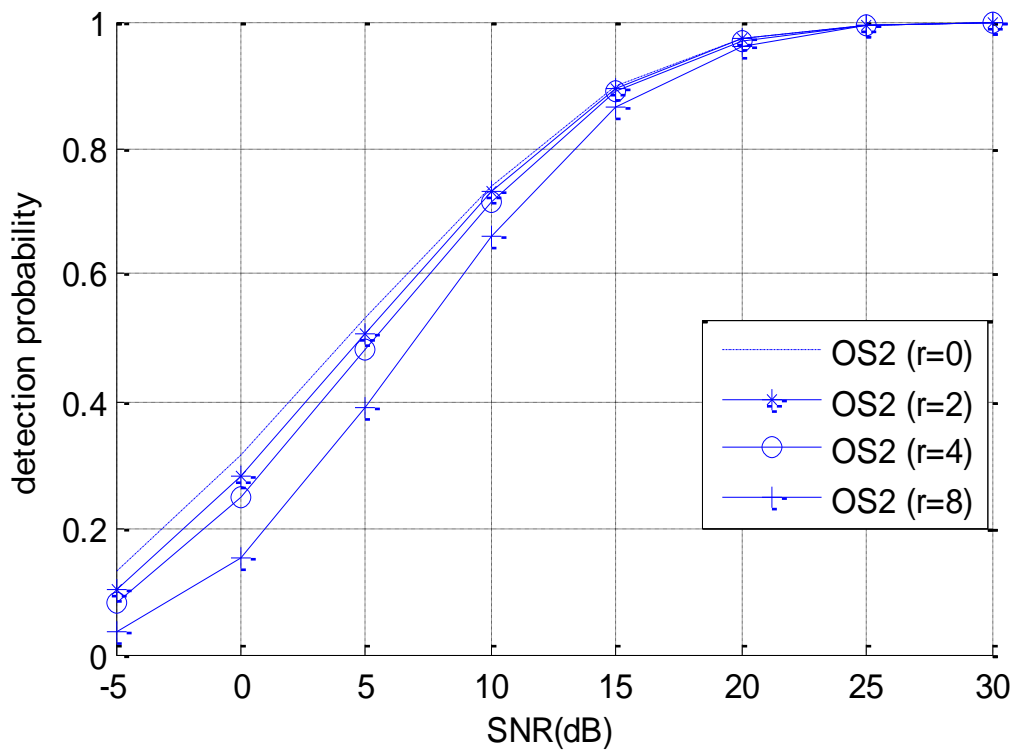
**Fig.3.11** Performance de détection de MIMO-GO1 avec r cibles interférentes



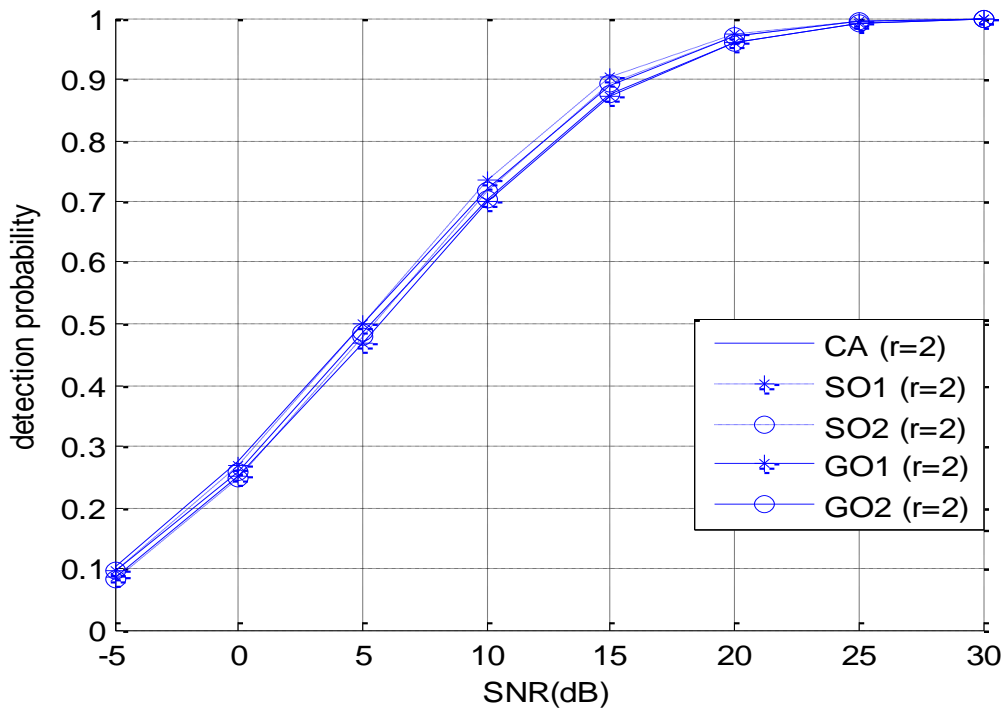
**Fig.3.12** Performance de détection de MIMO-GO2 avec r cibles interférentes



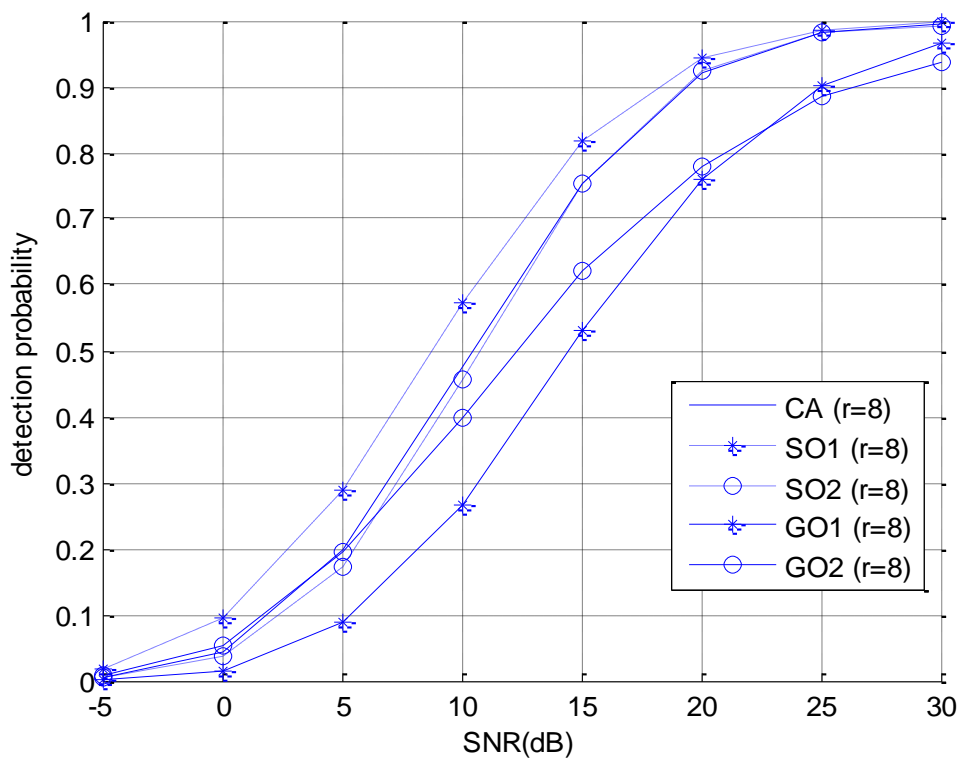
**Fig.3.13** Performance de détection de MIMO-OS1 avec r cibles interférentes



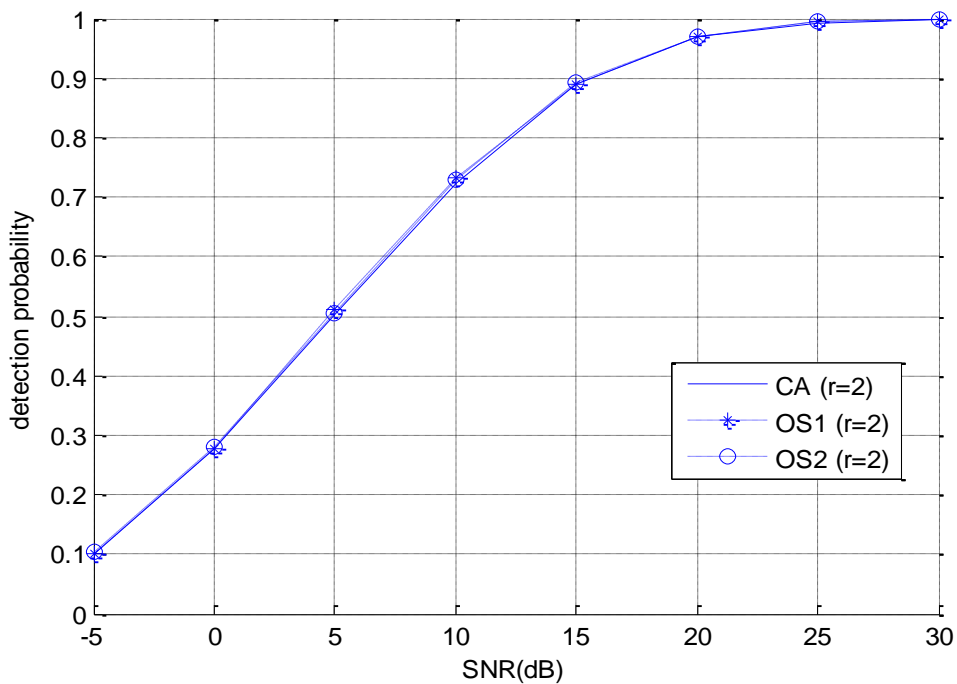
**Fig. 3.14** Performance de détection de MIMO-OS2 avec  $r$  cibles interférentes



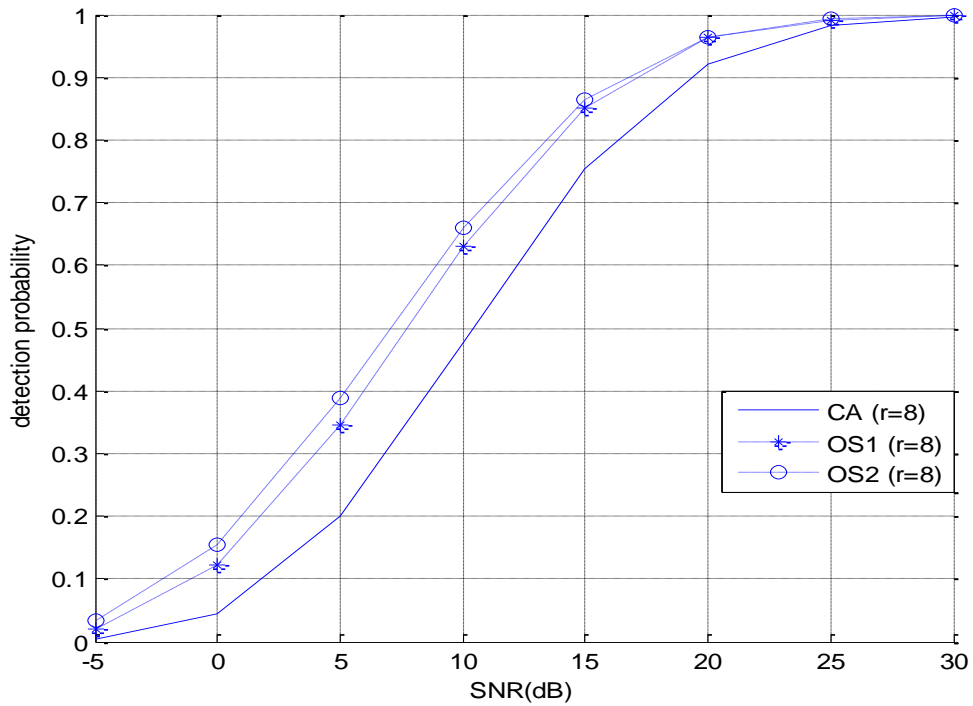
**Fig. 3.15** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 en présence de 2 cibles interférentes ( $r = 2$ )



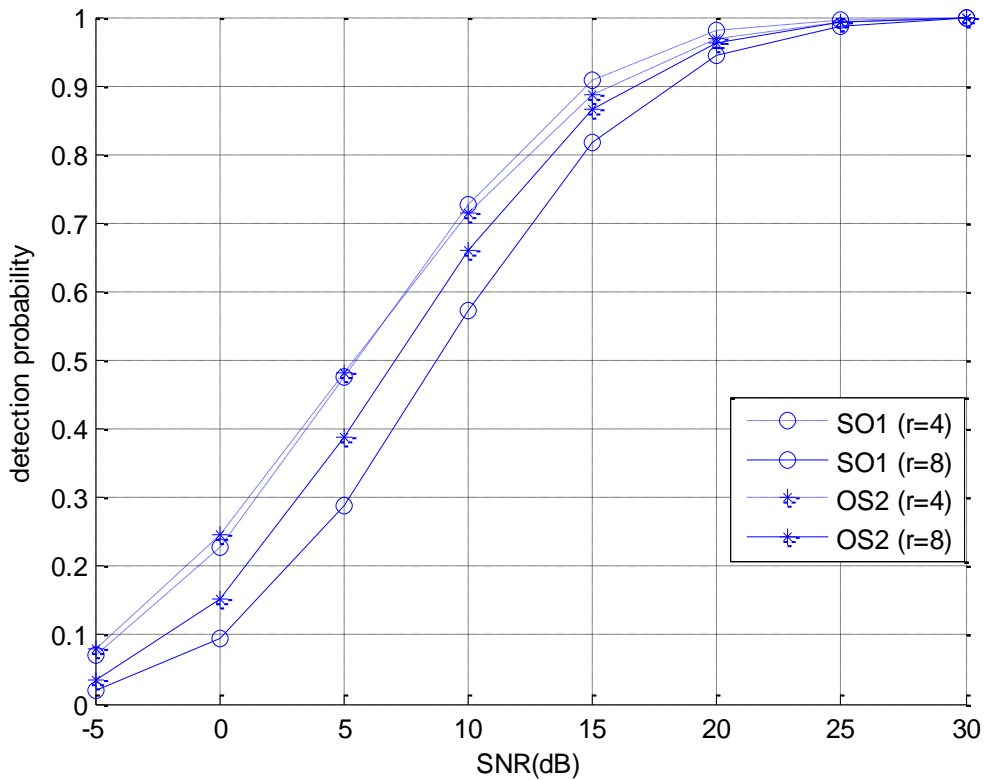
**Fig.3.16** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1 et MIMO-GO2 en présence de 8 cibles interférentes ( $r = 8$ )



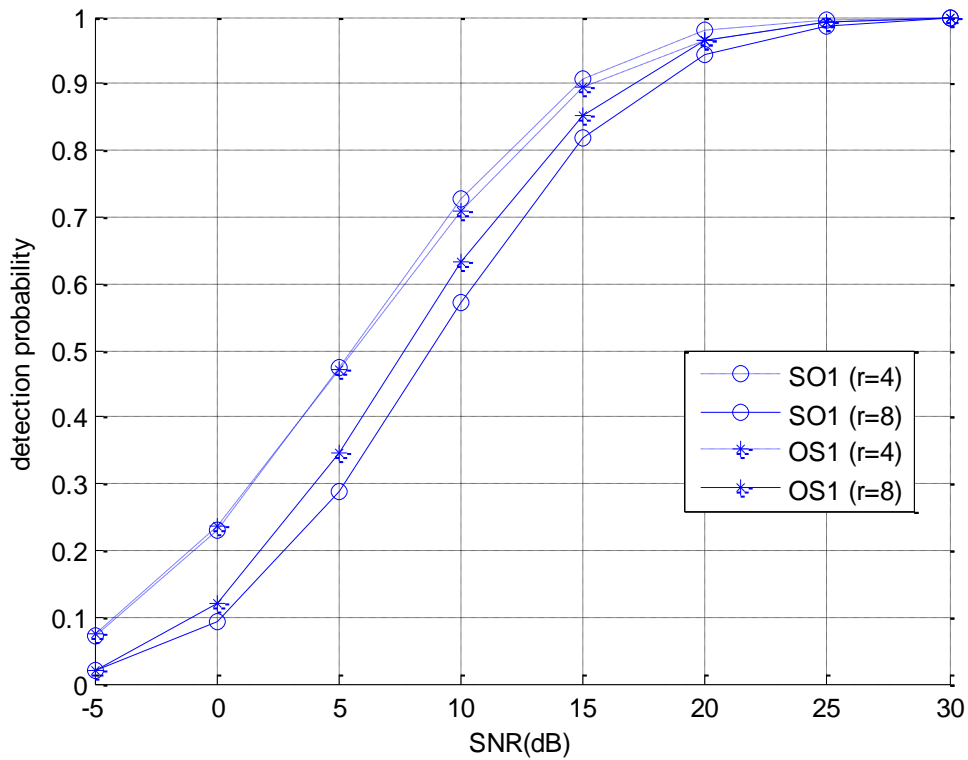
**Fig.3.17** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 en présence de 2 cibles interférentes ( $r = 2$ )



**Fig.3.18** Comparaison des détecteurs MIMO-CA, MIMO-OS1 et MIMO-OS2 en présence de 8 cibles interférentes ( $r = 8$ )



**Fig.3.19** Comparaison des détecteurs MIMO-SO1 et MIMO-SO2 en présence de 4 et 8 cibles interférentes ( $r = 4,8$ )



**Fig.3.20** Comparaison des détecteurs MIMO-SO1 et MIMO-OS1 en présence de cibles interférentes 4 et 8 ( $r = 4,8$ )

### 3.4 CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, nous avons évalué à travers des simulations de Monte-Carlo, les performances des détecteurs MIMO-CA-CFAR, MIMO-GO-CFAR, MIMO-SO-CFAR et MIMO-OS-CFAR pour les radars MIMO dans un fouillis de Pareto homogène et non homogène (cibles interférentes). Nous avons obtenu les expressions des probabilités de fausse alarme pour chaque détecteur. Dans le cas homogène tous les détecteur sont presque les mêmes performances de détection avec un petit avantage pour le détecteur MIMO-CA-CFAR par contre dans le cas non homogène où le nombre de cibles interférentes est élevé les résultats de simulation indiquent clairement que le détecteurs MIMO-OS2-CFAR présente des meilleures performances de détection.

# Chapitre 3

## Détection CFAR pour les radars MIMO dans un fouillis Pareto utilisant les règles de fusion floue.

### Résumé

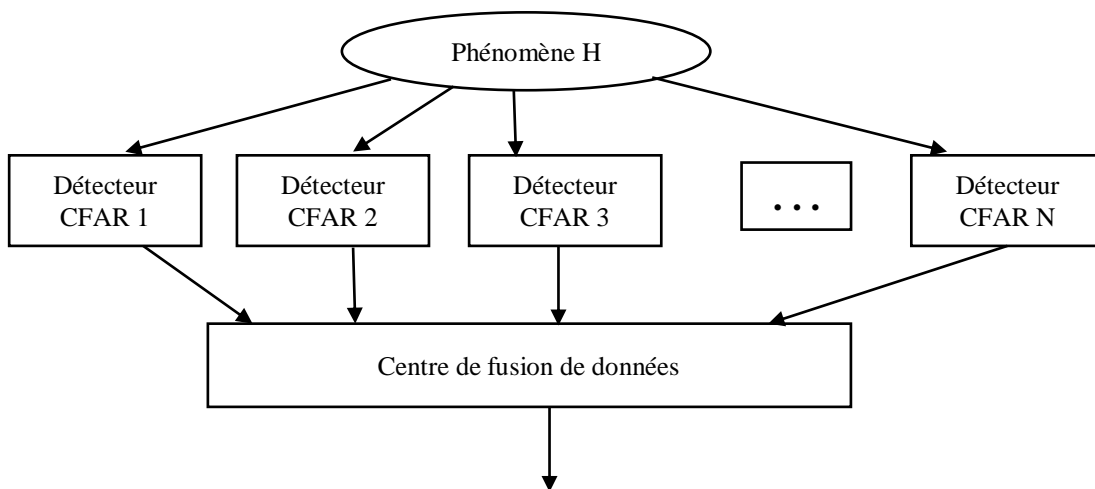
Dans ce chapitre, nous proposons d'utiliser des règles de fusion floue pour améliorer les performances des détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR pour les radars MIMO non cohérents dans un environnement Pareto homogène et non homogène (présence des cibles interférentes). Tout d'abord, la fonction d'appartenance pour chaque détecteur individuel est calculée. Au centre de fusion, les fonctions d'appartenance sont combinées à l'aide de quatre règles de fusion floue, nommément ; le «MIN», «MAX», «produit algébrique» et «somme algébrique» pour donner une décision binaire après la défuzzification.

1. Introduction.
2. Modèles mathématiques.
3. Résultats et discussions.
4. Conclusion.

## 1. Introduction

Le principal problème de la détection radar est de détecter la cible noyée dans le bruit et le fouillis avec une probabilité de fausse alarme constante. Dans une situation pratique, le fouillis est non homogène en raison de la présence d'un bord de fouillis ou de cibles interférentes. Par conséquent, le seuil doit être adapté en conséquence afin de maintenir constant le taux de fausses alarmes. Le principe de la détection CFAR est de comparer la cellule sous test avec un seuil adaptatif qui est calculé en multipliant une estimation des retours du fouillis par un facteur T choisi pour assurer PFA souhaitée. En utilisant cette technique, le processeur appelé CA-CFAR a été proposé où le fouillis est estimé par la somme des cellules de référence. D'autres processeurs ont été proposés plus tard pour augmenter les performances de détection dans des fouillis non homogènes ; GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR.

Pour améliorer les performances de détection, ces détecteurs CFAR conventionnels sont utilisés dans des systèmes distribués (fig. 4.1) où chaque détecteur envoie une décision au centre de fusion et une décision globale sur la présence d'une cible est prise. Les décisions sont d'abord binaire «1» présence de la cible «0» absence de cible. Plus tard, en utilisant le concept de la logique floue, le principe est de remplacer la décision binaire par une décision continue sur l'intervalle  $[0, 1]$ . Cette décision est implémentée comme une fonction d'appartenance dans l'espace des fausses alarmes. La raison de combiner les retours de différents systèmes radar en utilisant des règles de fusion floue au lieu de règles de fusion binaire est que ces dernières aboutissent à des informations incomplètes par rapport aux règles de fusion floues. Plusieurs travaux [3,4,24] ont été proposés pour analyser les performances des détecteurs conventionnels utilisant le système distribué flou pour différents modèles de fouillis.



**Fig.4.1** Détecteurs CFAR distribués avec fusion de données



Dans ce chapitre, nous proposons d'améliorer les performances de détection des radars MIMO à antennes largement séparées (WSA) ; c'est-à-dire des systèmes radar MIMO non cohérents utilisant des règles de fusion floue. A chaque nœud, les détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR sont considérés. Des expressions compactes des fonctions d'appartenance sont obtenues pour quatre règles de fusion dans des environnement homogènes et non homogènes (présence des cibles interférentes), en considérant des retours de fouillis modélisés par une distribution de Pareto avec un paramètre d'échelle connu et un paramètre de forme inconnu pour les données synthétiques et réelles.

Le chapitre est organisé comme suit : dans la section 2, nous définissons les modèles mathématiques ; nous obtenons des expressions compactes de la fonction d'appartenance des détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR en présence du fouillis distribué selon Pareto avec l'hypothèse d'un paramètre d'échelle connu. Les résultats et les discussions pour les radars MIMO largement séparés dans un fouillis de Pareto homogène et non homogène sont présentés dans la section 3 pour les données synthétiques et réelles. Les conclusions sont tirées dans la section 4.

## 2. Modèles mathématiques

La structure du signal reçu au centre de fusion pour le radar MIMO peut être formulée sous forme d'une matrice avec  $MN$  nœuds ( $MN$  Tx-Rx pairs) et  $(L+1)$  cellules de référence comme indiqué dans Fig.2.7 du chapitre 1.

Pour chaque nœud, la fonction d'appartenance est calculée, puis au centre de fusion les  $MN$  décisions floues sont combinées selon l'une des règles de fusion «maximum», «minimum», «somme algébrique» et «produit algébrique». Le résultat est comparé à un seuil global fixé pour atteindre une PFA souhaitée, pour déclarer la présence ou l'absence de cible. La fonction d'appartenance  $\mu$  qui transforme l'espace d'observations en l'espace des fausses alarmes est définie comme:

$$\mu(z) = \text{Prob}(R > z), \quad z > 0 \quad (4.1)$$

$$\mu(z) = \int_z^{+\infty} f_R(r) dr \quad (4.2)$$

$$R = \frac{X_0}{Y} \quad (4.3)$$

Où,  $X_0$  et  $Y$  représentent respectivement le contenu de la CST et l'estimation du niveau de puissance du fouillis correspondant à l'hypothèse  $H_0$  pour chaque nœud. On suppose que les

CST et les cellules de référence sont indépendantes et distribuées de manière identique (iid) selon la distribution de Pareto (2.22).

### A. Détecteur FCA-CFAR dans un fouillis Pareto

Le schéma de principe du détecteur FCA-CFAR considéré est illustré dans la figure 4.2. Pour un fouillis de Pareto et pour l'hypothèse  $H_0$ , le test pour le CA-CFAR est donné par [6]:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta^{1-LT} \prod_{i=1}^L X_i^T \quad (4.4)$$

Où  $X_0$  est le contenu de la CST et  $X_i$  les cellules de référence qui suivent la distribution de Pareto et  $T$  est le seuil de détection.

Selon ce test de décision, la fonction d'appartenance est donnée par [55] :

$$\mu(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1 & X_0 > \beta^{1-LT} \prod_{i=1}^L X_i^T \\ 0 & X_0 < \beta^{1-LT} \prod_{i=1}^L X_i^T \end{cases} \quad (4.5)$$

En utilisant la fonction Logarithme,

$$\mu(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1 & \log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) > \log\left(\prod_{i=1}^L \left(\frac{X_i}{\beta}\right)^T\right) \\ 0 & \log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) < \log\left(\prod_{i=1}^L \left(\frac{X_i}{\beta}\right)^T\right) \end{cases} \quad (4.6)$$

En Utilisant la transformation entre les distributions de Pareto et exponentielle:

$$X = \beta e^Q$$

Où  $Q \sim \text{Exp}(\alpha)$  et  $X \sim \text{Pa}(\alpha, \beta)$ , nous obtenons alors:

$$\log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) \text{ est distribué selon la loi exponentielle et } \log\left(\prod_{i=1}^L \left(\frac{X_i}{\beta}\right)^T\right) = T \sum_{i=1}^L \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right) \text{ suit la loi}$$

Gamma. Ainsi (4.6) conduit à une forme exponentielle

$$\mu(\mathbf{Q}) = \begin{cases} 1 & Q_0 > T \sum_{i=1}^L Q_i \\ 0 & Q_0 < T \sum_{i=1}^L Q_i \end{cases} \quad (4.7)$$

En utilisant (4.1), (4.2) et (4.3), la fonction d'appartenance est donnée par les étapes suivantes:

$$f_R(r) = \int_0^{+\infty} f_{Q_0}(ry) f_Y(y) |y| dy \quad (4.8)$$

Où

$$R = \frac{Q_0}{Y}, Y = \sum_{i=1}^L Q_i$$

Les FDP de  $Q_0$  et  $Y$  sont respectivement données par

$$f_{Q_0}(t) = \alpha \exp(-\alpha t) \quad (4.9)$$

$$f_Y(t) = \frac{t^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp(-\alpha t) \quad (4.10)$$

En remplaçant (4.9) et (4.10) dans (4.8) et en évaluant l'intégrale, nous obtenons

$$f_R(r) = \frac{L}{(r+1)^L} \quad (4.11)$$

En remplaçant (4.11) dans (4.2), la fonction d'appartenance du CA-CFAR est donnée par

$$\mu(z) = \frac{1}{(z+1)^L} \quad (4.12)$$

$$\text{Où } z = \frac{\log\left(\frac{X_0}{\beta}\right)}{\sum_{i=1}^L \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right)}$$

## B. Détecteur FOS-CFAR dans un fouillis Pareto

Le schéma synoptique du détecteur OS-CFAR flou (FOS-CFAR) considéré est présenté dans la figure 2. Nous suivons le même raisonnement que pour le détecteur CA-CFAR et en utilisant le test suivant pour un fouillis de type Pareto [6]:

$$\begin{array}{c} H_1 \\ > \\ \mathbf{X}_0 > \beta^{1-T} \mathbf{X}_K^T \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (4.13)$$

Où  $X_k$  est le  $k^{\text{ème}}$  échantillon ordonné du fouillis

$$\mu(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1 & \mathbf{X}_0 > \beta^{1-T} \mathbf{X}_K^T \\ 0 & \mathbf{X}_0 < \beta^{1-T} \mathbf{X}_K^T \end{cases} \quad (4.14)$$

En utilisant la fonction Logarithme,

$$\mu(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1 & \log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) > \log\left(\left(\frac{X_k}{\beta}\right)^T\right) \\ 0 & \log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) < \log\left(\left(\frac{X_k}{\beta}\right)^T\right) \end{cases} \quad (4.15)$$

En utilisant la transformation entre les distributions de Pareto et exponentielle :

$\log\left(\frac{X_0}{\beta}\right)$  et  $\log\left(\frac{X_k}{\beta}\right)$  sont distribués selon la loi exponentielle. Ainsi, (18) conduit à une forme exponentielle.

$$\mu(Q) = \begin{cases} 1 & Q_0 > TQ_k \\ 0 & Q_0 < TQ_k \end{cases} \quad (4.16)$$

En utilisant (4.1), (4.2) et (4.3), la fonction d'appartenance est donnée par les étapes suivantes:

$$f_R(r) = \int_0^{+\infty} f_{Q_0}(ry) f_Y(y) |y| dy \quad (4.17)$$

Où

$$R = \frac{Q_0}{Y}, Y = Q_k$$

Les FDP de  $Q_0$  et  $Y$  sont respectivement données par

$$f_{Q_0}(t) = \alpha \exp(-\alpha t) \quad (4.18)$$

$$f_Y(t) = \alpha k \binom{L}{k} [1 - \exp(-\alpha t)]^{k-1} \exp(-\alpha t)^{L-k+1} \quad (4.19)$$

En remplaçant (4.18) et (4.19) dans (4.17), nous obtenons

$$f_R(r) = k \binom{L}{k} \sum_{i=0}^{k-1} (-1)^i \binom{k-1}{i} \times \int_0^{+\infty} t \cdot \exp(-(L-k+1+r+i)t) dt \quad (4.20)$$

En évaluant l'intégrale dans (4.20), on obtient

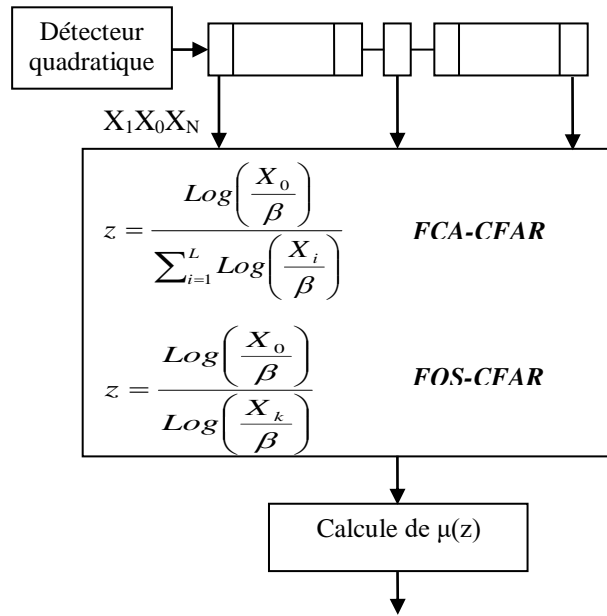
$$f_R(r) = k \binom{L}{k} \sum_{i=0}^{k-1} (-1)^i \binom{k-1}{i} \frac{1}{(L-k+1+i+r)^2} \quad (4.21)$$

En remplaçant (4.21) dans (4.2) et en évaluant l'intégrale, la fonction d'appartenance du FOS-CFAR est donnée par

$$\mu(z) = \prod_{i=0}^{k-1} \frac{(L-i)}{(L-i+z)} \quad (4.22)$$

$$\text{Où } z = \frac{\log\left(\frac{X_0}{\beta}\right)}{\log\left(\frac{X_k}{\beta}\right)}$$

Le nombre  $(k)$  est généralement choisi égal à  $\frac{3}{4} L$  car il offre les meilleures performances de détection



**Fig. 4.2** Schéma fonctionnel des détecteurs FCA-CFAR et FOS-CFAR

### 3. Règles de fusion pour les radars MIMO

Le nombre de décisions floues ( $D_1, D_2, \dots, D_{MN}$ ) est égal au nombre des nœuds  $M$ . Chaque nœud transmet sa fonction d'appartenance au centre de fusion où une fonction d'appartenance globale  $\mu_{FC}$  est dérivée. Les règles de fusion floue considérées dans ce travail sont « MIN », « MAX », « Somme algébrique » et « Produit algébrique » [4].

#### 1) La règle de fusion « MIN »

La fonction d'appartenance au centre de fusion,  $\mu_{FC}$  est définie comme :

$$\mu_{FC} = \text{MIN}(\mu_{D_1}, \mu_{D_2}, \dots, \mu_{D_{MN}}) \quad (4.23)$$

Le seuil au centre de fusion est donné par [3]

$$T_{FC} = 1 - (1 - PFA)^{\frac{1}{MN}} \quad (4.24)$$

#### 2) La règle de fusion « MAX »

La fonction d'appartenance au centre de fusion,  $\mu_{FC}$  est définie comme :

$$\mu_{FC} = \text{MAX}(\mu_{D_1}, \mu_{D_2}, \dots, \mu_{D_{MN}}) \quad (4.25)$$

Le seuil au centre de fusion est donné par [3]

$$T_{FC} = PFA^{\frac{1}{MN}} \quad (4.26)$$

#### 3) La règle de fusion « Somme algébrique »

La fonction d'appartenance au centre de fusion,  $\mu_{FC}$  est définie comme :

$$\mu_{FC} = 1 - \prod_{i=1}^{MN} (1 - \mu_{D_i}) \quad (4.27)$$

Le seuil au centre de fusion est obtenu à partir de l'expression du Pfa [4]

$$PFA = 1 - \frac{\Gamma(MN, -\ln(1-T_{FC}))}{(MN-1)!} \quad (4.28)$$

#### 4) La règle de fusion « Produit algébrique »

Pour ce cas La fonction d'appartenance au centre de fusion,  $\mu_{FC}$  est définie comme :

$$\mu_{FC} = \prod_{i=1}^{MN} (1 - \mu_{D_i}) \quad (4.29)$$

Le seuil correspondant au centre de fusion est obtenu à partir de l'expression Pfa [4]

$$PFA = \frac{\Gamma(MN, -\ln(1-T_{FC}))}{(MN-1)!} \quad (4.30)$$

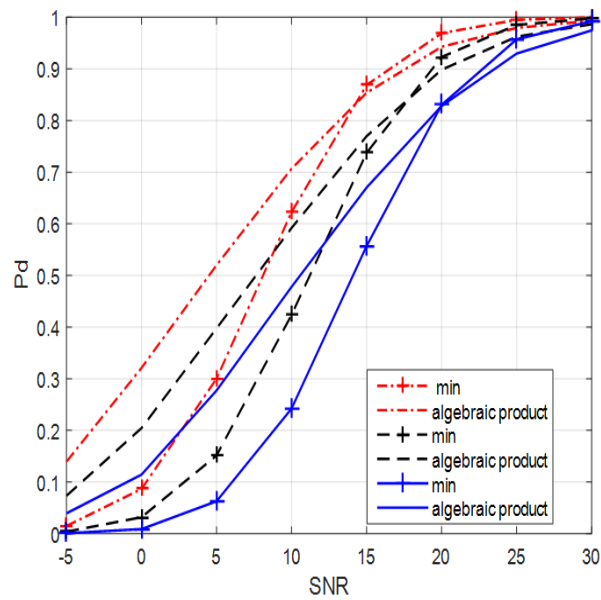
### 4. Résultats et discussions

Pour illustrer l'efficacité de l'utilisation de règles de fusion floue dans une structure MIMO multi-statique, nous avons utilisé des simulations de Monte-Carlo pour calculer la probabilité de détection (Pd) en fonction du rapport signal-sur-fouillis (SCR) avec  $\beta$  connu. On suppose que le nombre de cellules de référence soient égal à  $L = 16$ , la PFA désirée est égale à  $10^{-4}$  et le fouillis est homogène et non homogène (présence des cibles interférentes). Le nombre de nœuds MN est supposé égal à 4 avec trois configurations différentes ( $M = 4$  et  $N = 1$ ,  $M = 2$  et  $N = 2$ ,  $M = 1$  et  $N = 4$ ). Les seuils au centre de fusion pour les quatre règles de fusion sont calculés à l'aide de formules généralisées développées dans [4].

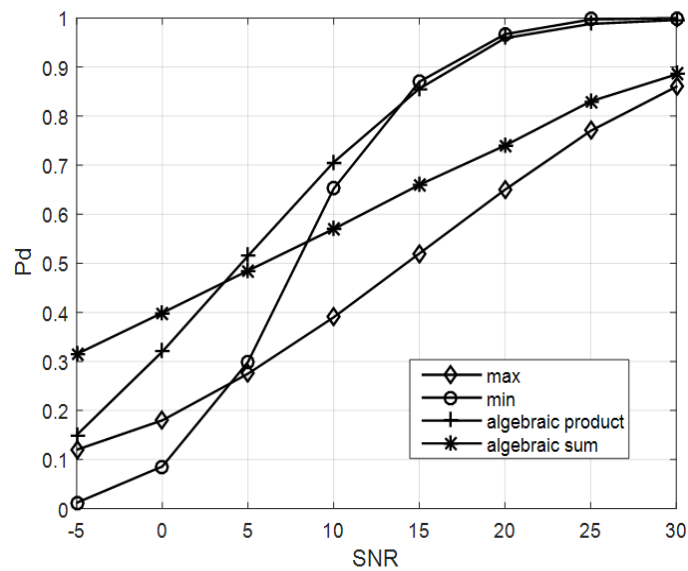
#### A. Cas d'un environnement homogène

La figure 4.3 montre les performances de détection avec différentes valeurs de M et N. Nous observons que la Pd la plus élevée est obtenue pour  $M = 1$  et  $N = 4$  et en général, les performances augmentent à mesure que le nombre de récepteurs augmente. Cela est dû au fait qu'un nombre plus élevé de récepteurs fournit plus d'informations sur le signal cible.

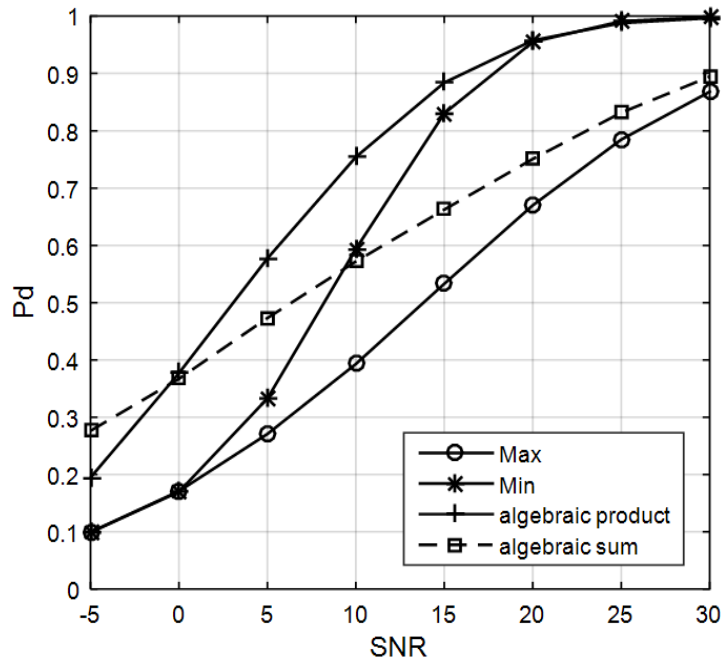
Dans les Figs. 4.4 et 4.5, nous analysons la performance des quatre règles de fusion pour le cas de  $M = 1$  et  $N = 4$ . Il est clair que pour le détecteur CA-CFAR, la règle de fusion «Produit algébrique» donne la Pd la plus élevée pour un  $SCR > 4$  dB alors que la règle de fusion «MIN» a des performances comparables à celles de cette dernière pour un  $SCR > 15$  dB comme le montre la Fig. 4.4. De plus, la figure 4.5 montre que pour le détecteur OS-CFAR, la règle de fusion «produit algébrique» donne les meilleures performances.



**Fig. 4.3** Détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec les règles de fusion floue «MIN» et «produit algébrique» dans un environnement homogène dans les cas ( $M = 1, N = 4$  en rouge), ( $M = 2, N = 2$  en noir) et ( $M = 4, N = 1$  en bleu).



**Fig. 4.4** Performances de détection du détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec les règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» dans un environnement homogène.



**Fig. 4.5** Performances de détection du détecteur OS-CFAR dans les radars MIMO avec les règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» dans un environnement homogène.

### B. Cas des cibles interférentes

Dans ce cas, nous supposons que certaines cibles interférentes sont présentes dans la fenêtre de référence. Leur nombre et leur emplacement peuvent être différents dans chaque paire émission-réception du radar MIMO. De plus, il est possible qu'aucune cible interférente ne soit présente dans une paire. Nous supposons que les cibles interférentes sont distribuées de manière exponentielle et fluctuent selon le modèle de Swerling I. Le rapport interférence-sur-fouillis est supposé être égal au SCR ( $ICR = SCR$ ).

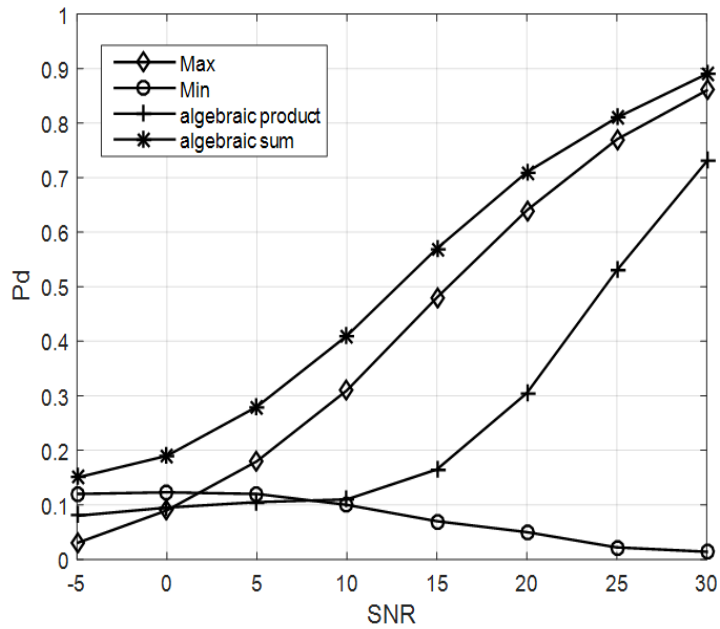
Dans les Fig. 4.6 et 4.7, nous examinons le cas où quatre cibles interférentes sont présentes dans le premier détecteur, trois dans le deuxième et le troisième et seulement deux dans le quatrième détecteur. À partir des courbes de performances, on constate que la «somme algébrique» est plus performante que la règle de fusion «produit algébrique» et on observe également une dégradation considérable lorsque la règle de fusion «MIN» est employée. Pour le détecteur FOS-CFAR, la règle de fusion «produit algébrique» présente les meilleures performances avec une dégradation de la  $P_d$  pour les règles de fusion «somme algébrique» et «MAX». Puisque les règles de fusion «MAX» et «MIN» sont l'équivalent des règles de fusion binaire «AND» et «OR», il est clair que pour une structure MIMO, la règle



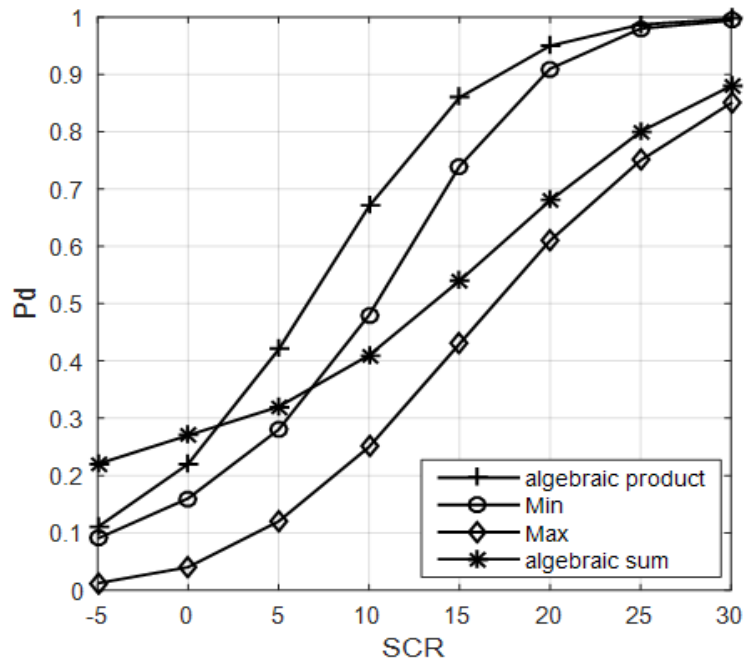
de fusion floue «produit algébrique» surpasse les règles binaires dans presque toutes les situations étudiées. Pour vérifier les performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR pour les différentes règles de fusion floue, nous avons utilisé des données radar MIMO réelles de la base de données IPIX (le radar IPIX émet en bande de fréquence X et fonctionne avec une fréquence de répétition d'impulsion de 1 KHz. La largeur du faisceau d'antenne est de  $0.9^\circ$ , le nombre de cases distance (ou de cellule de résolution) est 34 et le nombre d'impulsions par case distance est 60 000 en plus, la base de données IPIX se compose de plusieurs fichiers de différentes résolutions en distance (3m, 15m et 30m) dont quelques-uns ont été utilisés pour effectuer cette analyse expérimentale). Avec l'ajout d'une cible synthétique fluctuant selon le modèle Swerling I dans la CST et ceci pour le cas de deux nœuds ( $M = 1, N = 2$ ). Le paramètre d'échelle  $\beta$  est estimé en utilisant la valeur minimale des échantillons comme dans [56].

À partir des Fig. 4.8 et 4.9, nous observons que pour les deux détecteurs CFAR le «produit algébrique» et la «somme algébrique» donnent les meilleures performances qui sont les mêmes dans le cas des données synthétiques lorsque le SCR augmente. On note également qu'à l'instar des résultats obtenus dans [57, 58], lors de l'utilisation de données radar réelles de la base de données IPIX avec un modèle de cible Swerling I synthétique, la  $P_d$  pour les deux détecteurs atteint l'unité pour un SCR approchant 100 dB.

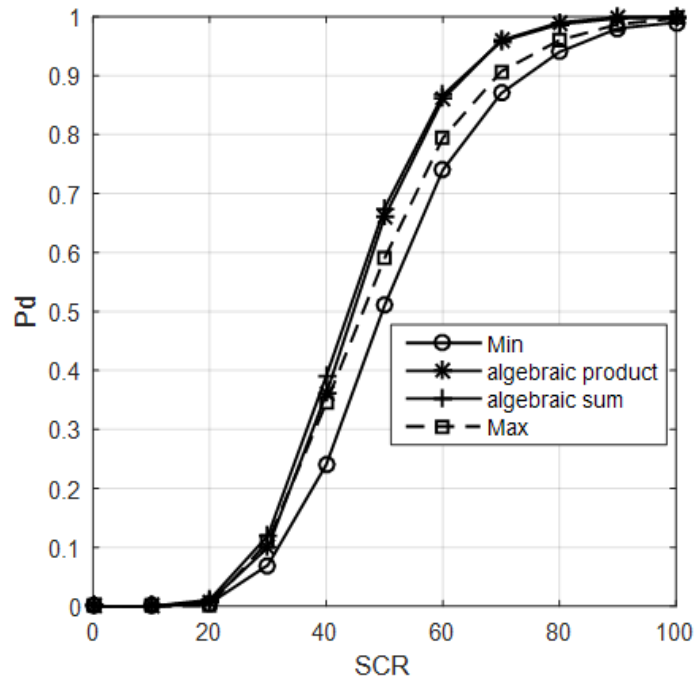
Pour comparer l'efficacité des détecteurs proposés en fonction du modèle de fluctuation de la cible, nous utilisons le modèle Swerling II (3 impulsions) comme illustré à la Fig. 4.10. À partir de cette figure, nous observons que les détecteurs ont montré une probabilité de détection plus élevée dans le cas du modèle Swerling II et ceci parce que ce modèle fournit plus d'informations sur le RCS de la cible. Enfin, nous avons comparé les performances des deux détecteurs proposés en présence de quatre cibles interférentes. Nous observons que le détecteur OS-CFAR utilisant la règle de fusion «produit algébrique » fournit la probabilité de détection la plus élevée par rapport à la règle de fusion «MIN» comme le montre la Fig. 4.11. Comme démontré dans [17], la règle de fusion floue «MIN» est l'équivalent de la règle de fusion binaire «OR».



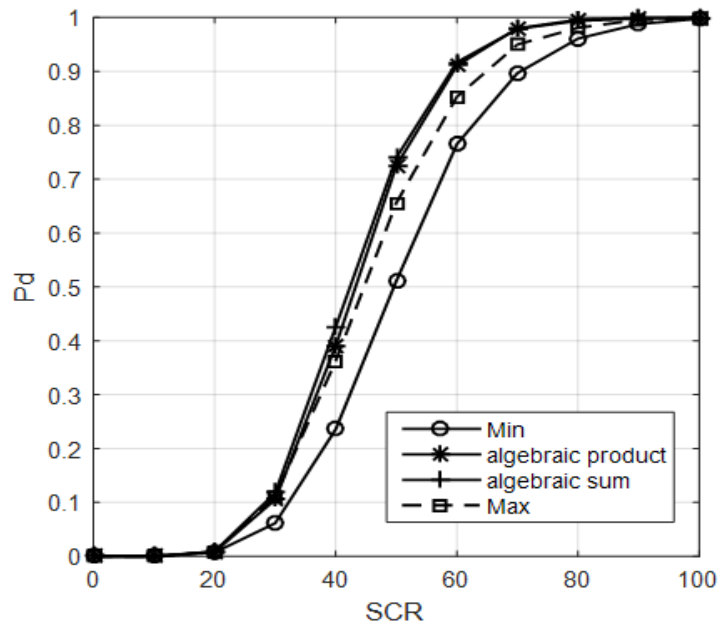
**Fig. 4.6** Performances de détection du détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en présence de quatre cibles interférentes.



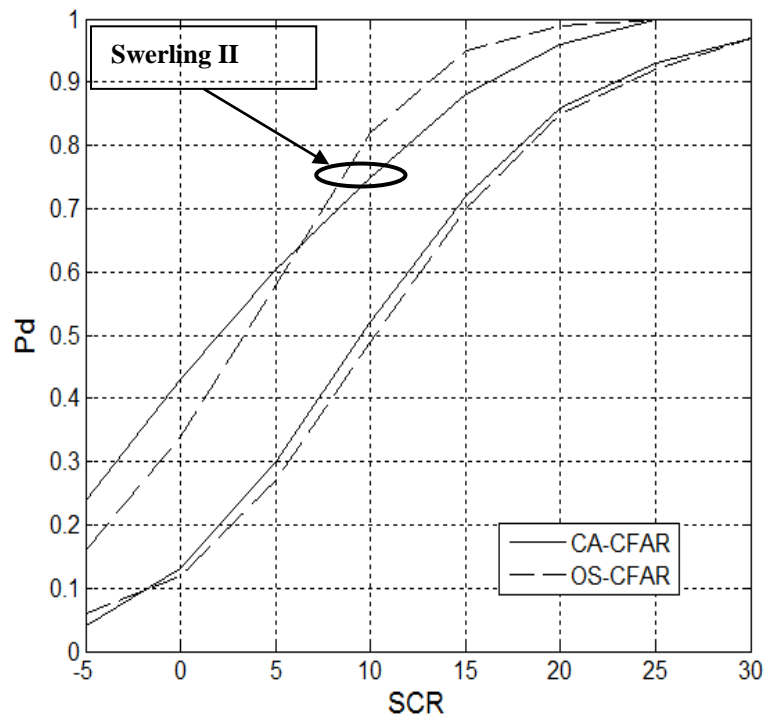
**Fig. 4.7** Performances de détection du détecteur OS-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en présence de quatre cibles interférentes.



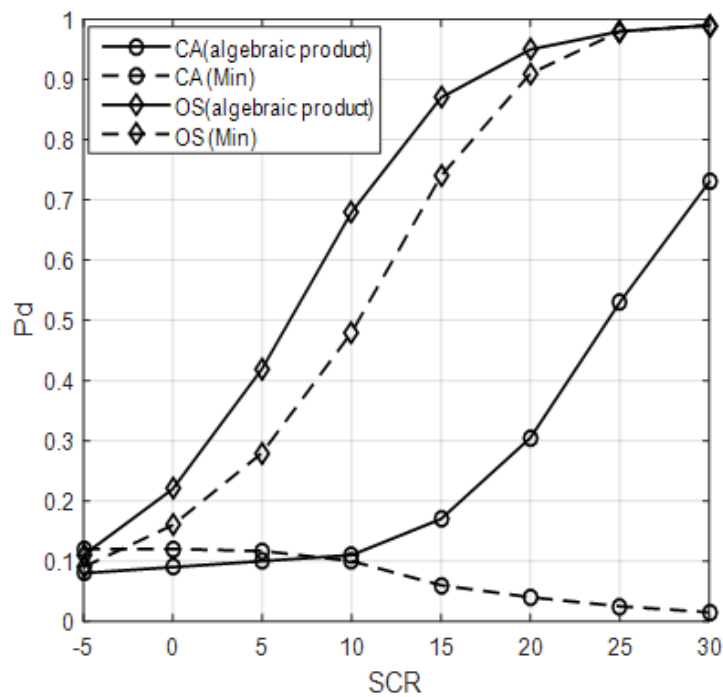
**Fig. 4.8** Performances de détection du détecteur CA-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» dans le cas des données réelles.



**Fig. 4.9** Performances de détection du détecteur OS-CFAR dans les radars MIMO avec règles de fusion «MIN», «MAX», «somme algébrique» et «produit algébrique» en cas des données réelles.



**Fig. 4.10** Comparaison des performances du modèle cible Swerling I et Swerling II (3 impulsions) pour les détecteurs CA et OS CFAR dans un environnement homogène avec la règle de fusion floue «produit algébrique».



**Fig. 4.11** Comparaison des performances des détecteurs CA et OS CFAR en présence de quatre cibles interférentes avec des règles de fusion floue «produit algébrique» et «MIN».

## 5. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons évalué à travers des simulations de Monte-Carlo, les performances du radar WSA MIMO dans le fouillis de Pareto où chaque détecteur est constitué de détecteurs flous CA-CFAR et OS-CFAR. Nous avons obtenu la fonction d'appartenance dans l'espace des fausses alarmes pour les deux détecteurs considérés et les avons combinés au centre de fusion selon quatre règles de fusion floue. Différentes valeurs du nombre d'émetteurs et de récepteurs ont été prises en compte. Les résultats de la simulation indiquent clairement que la probabilité de détection la plus élevée est atteinte lorsque le nombre de récepteurs augmente. De plus, la meilleure performance a été fournie par la règle de fusion floue «Produit algébrique» et surpasse les règles de fusion binaire dans presque toutes les situations étudiées. Presque les mêmes résultats ont également été obtenus lorsque des données réelles sont utilisées.

## Conclusions générales et perspectives

L'objectif principal à travers les travaux élaborés dans le cadre de cette thèse est d'analyser et améliorer les performances de la détection CFAR dans les radars MIMO dans un environnement non-gaussien (Pareto), et pour des situations homogènes et non-homogènes (présence des cibles interférentes). Dans ce contexte, nous avons exploités les méthodes de détection binaire et floue.

Dans la première, nous avons analysé les performances des détecteurs MIMO-CA, MIMO-SO1, MIMO-SO2, MIMO-GO1, MIMO-GO2, MIMO-OS1 et MIMO-OS2-CFAR dans un environnement homogène et non-homogène. On a commencé par une description du principe de fonctionnement d'un radar MIMO non cohérent. Ensuite, nous avons utilisé la relation entre la distribution Pareto et la distribution exponentielle pour introduire de nouveaux détecteurs MIMO basés sur les détecteurs conventionnels mais avec des règles de décision différentes. Après, nous avons obtenu les expressions de la probabilité de fausse alarme pour chaque détecteur développé dans le cas homogène.

A l'aide de la simulation Monte-Carlo, nous avons évalué la probabilité de détection pour les différents détecteurs afin d'analyser leurs performance dans un environnement Pareto homogène et non-homogène. Dans cette analyse, suppose que le paramètre d'échèle  $\beta$  est connu.

Les résultats de ces simulation ont montrés que pour un fouillis homogène, le détecteur CA-CFAR présente les meilleurs performances, alors que l'OS-CFAR et le SO-CFAR présente les meilleures performances quand il y'a un nombre réduit de cibles interférentes. Par contre si le nombre des cibles interférentes est élevé, l'OS1-CFAR offre les meilleures performances.

Dans la deuxième partie de ce travail, nous avons analysé les performances de détection des détecteurs FCA-CFAR et OS-CFAR pour un système MIMO en utilisant les règles de fusion floue dans un environnement Pareto homogène et non-homogène. Ce travail prend en considération que chaque nœud de la matrice de données du radar MIMO comme un détecteur. Ensuite, nous avons obtenu les expressions des fonctions d'appartenance pour chaque règle de fusion « MAX », « MIN », « produit algébrique » et « somme algébrique ».

Les résultats obtenus montrent que la probabilité de la détection augmente avec le nombre de récepteurs pour toutes les règles de fusion. Dans un environnement homogène, la

règle de fusion « produit algébrique » présente généralement les meilleures performances de détection, mais dans le cas non-homogène où on a des cibles interférentes, la règle de fusion « somme algébrique » présente les meilleures performances dans le cas du détecteur FCA-CFAR, par contre pour le détecteur FOS-CFAR, la règle de fusion « produit algébrique » est plus performante que les autres.

Comme suggestions pour des travaux futurs, il serait intéressant de tester les performances d'autres détecteurs dans une structure MIMO et aussi pour d'autres types de fouillis non gaussiens comme par exemple la distribution Pareto II qui représente mieux les données réelles.

## Bibliographie

- [1] M. Skolnik. Introduction to Radar Systems. USA. McGraw-Hill, 3rd edition, 2001.
- [2] M. L. Bencheikh. Exploitation des propriétés des signaux dans les systèmes Radar MIMO pour la détection et la localisation. Thèse de doctorat, Université de Nantes, France, 2011.
- [3] Z. Hammoudi and F. Soltani. Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy space and fuzzy fusion rules. IEE Proc. Radar Sonar Navigation, 151(3):135–142, 2004.
- [4] H. A. Meziani and F. Soltani. Decentralized fuzzy CFAR detectors in homogeneous Pearson clutter background. Signal Processing, 91(2011):2530–2540, 2011.
- [5] M. Farshchian and F. L. Posner, ‘The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution x-band Sea clutter’, In IEEE Radar Conference, pages 789–793, Washington, DC, USA, 2010.
- [6] G.V. Weinberg. Constant false alarm rate detectors for Pareto clutter models. IET Radar Sonar Navigation, 7(2) :153–163, 2013.
- [7] M. C.Stevens, Secondary Surveillance Radar, Artech House, INC 1988
- [8] L.Varshney, Radars System Components and Systems Design, Technical report, Syracuse Research Corporation, New York: November 2002.
- [9] D. K.Barton, and Leonov, S. A., Radar Technology Encyclopedia (Electronic edition), Artech House, INC. 1998.
- [10] G. Pailloux. Estimation Structurée de la Covariance du Bruit en Détection Adaptative. Thèse de doctorat, Université Paris Ouest, 2010.
- [11] V.S. Chernyak. Fundamentals of Multisite Radar Systems :Multistatic Radarsand Multiradar Systems. Moscow, Russia. Gordon and Breach Science Publishers,1998.
- [12] H.M. Finn and R.S. Johnson. Adaptive detection mode with threshold control as function of spatially sampled clutter level estimates. RCA Rev., 29(3) :414–464, 1968.
- [13] B. Magaz, A. Belouchrani, and M. Hamadouche. A new adaptive linear combined CFAR detector in presence of interfering targets. Prog. Electromagn. Res., B(34) :367–387, 2011.
- [14] V.G. Hansen. Constant false alarm rate processing in search radars. In IEE International Radar Conference, pages 325–332, 1973.
- [15] G.V. Trunk. Radar resolution of targets using automatic detection. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 14(5):750–755, 1978.



- [16] H. Rohling. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 19(4):608–621, 1983.
- [17] R. Peihong, D. Qingfen, and C. Yuanhen. The Research on the Detection Performance of OS-CFAR and its Modified Methods, *Radar, CIE International Conference on, Proceedings 8-10*, pp. 422-425, Oct, 1996.
- [18] J. A. Ritcey, and J. L. Hines, 'Performance of MAX Family of Order-Statistic CFAR Detectors', *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, No. 1, pp. 48-57, January 1991.
- [19] J. A. Ritcey, and J. N. Hwang. Detection Performance and Systolic Architectures for OS-CFAR Detectors, *Radar Conference, Record of the IEEE 1990 International*, 7-10, pp. 112–116, May 1990.
- [20] M. K. Ünner, and P. K. Varshney. CFAR Processing in Nonhomogeneous Background, *Proceeding of 7<sup>th</sup> Mediterranean Electro technical conference*, Vol. 1, 12-14, pp. 156-159, April 1994.
- [21] J. T. Rickard, and G. M., Dillard. Adaptive Detection Algorithms for Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-13, No. 4, pp. 338-343, 1997.
- [22] M. Barkat, S. D. Himonas, and Varshney, P. K. CFAR detection for multiple target situations," *Radar and Signal Processing, IEEE Proceeding F*, Vol. 136, No. 5 , pp. 193-209, October 1989.
- [23] S. W. Leung, W. Minett, Y.M. Siu, and M.K. Lee. A fuzzy approach to signal integration. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 38(1) :346–351, 2002.
- [24] Z. Hammoudi. Analyse des performances du détecteur IVI-CFAR distribué et des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR distribués utilisant les règles de fusion floues dans des milieux non homogènes. Thèse de doctorat, Constantine University, 2004.
- [25] P. Stoica J. Li. *MIMO Radar Signal Processing*. Wiley, New Jersey, 2009.
- [26] E. Fishler, A. Haimovich, R.S. Blum, L.J. Cimini, D. Chizhik, and R.A. Valenzuela, 'Spatial diversity in radars – models and detection performance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*', 54(3) :823–838, 2006.

- [27] P. Sammartino, C. Baker, and H. Griffiths, 'Adaptive MIMO radar system in clutter', In IEEE Radar Conference, pages 276–281, Boston, USA, 2007.
- [28] A. M. Haimovich, R. S. Blum, and L. J. Cimini. MIMO radar with widely separated antennas, IEEE Signal Process. Mag., Vol. 25, N°. 1, pp. 116-129, 2008.
- [29] Li, J., and Stoica, P. MIMO radar with colocated antennas, IEEE Signal Process. Mag., Vol. 24, N°. 5, pp. 106-114, 2007.
- [30] A. Goldsmith. Wireless Communications. New York, NY: Cambridge University Press, 2005.
- [31] I. Ouachani. Performance analysis of communication systems wireless operator Micro and Macro Diversity. Thèse de doctorat, University of Paris XI Rosary, Paris, France, 2005.
- [32] N. Janatian, M. Modarres-Hashemi, and A. Sheikhi, 'CFAR Detectors for MIMO Radars', Circuits Systems and Signal Processing, Vol. 32, pp.1389-1418, 2013.
- [33] T. Laroussi. Détection adaptative CFAR de cibles chi-square corrélées à plusieurs degrés de liberté en présence de fouillis Rayleigh corrèle. Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, Décembre 2005.
- [34] P. Swerling. Probability of detection for fluctuating targets. IRE Transactions on Information Theory, Vol. 16, N°. 2, pp. 269-308, April 1960.
- [35] P. Swerling, "More on detection of fluctuating targets". IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 11, N°. 3, pp. 459-460, 1965.
- [36] P. Swerling. Radar probability of detection for some additional fluctuating target cases. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 33, N°. 2, pp. 698-709, 1997.
- [37] M. Guida, M. Longo, and M. Lops. Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter. IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst., 29(3):798–809, 1993.
- [38] M. N. Almarshad, S. A. Alshebeili, and M. Barkat. A forward automatic censored cell-averaging detector for multiple target situations in lognormal clutter. PWASET, 17:1307–1318, 2006.
- [39] G. Gigli and G. Lampropoulos. A new maximum likelihood generalized Gamma CFAR detector. In IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium., pages 3399–3401, Toronto, Canada, 2002.
- [40] E. Magraner, N. Bertaux, and P. Réfrégier. Detection in Gamma-distributed nonhomogeneous backgrounds. IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst., 46(3):1127–1139, 2010.

- [41] M. Guida, M. Longo, and M. Lops. Biparametric linear estimation for CFAR against Weibull clutter. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, 28(1):138–151, 1992.
- [42] D. Fernandes and M. Sekin. Supression of Weibull radar clutter. *IEICE Transactions. commun.* E76-B(10), October 1993.
- [43] S. Sayama and M. Sekin. Weibull distribution and k-disrtibution of sea clutter observed by x-band radar and analysed by aic. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, E83-B (9):1978–1982, september 2000.
- [44] J. Guan, Y. He and Y. N. Peng. CFAR detection in k- distributed clutter. In *Proceedings of ICSP*, 1998.
- [45] E.Fishler, A. M.Haimovich,R. S.Blum, L. J.Cimini, and R. A. Valenzuela. MIMO radar: an idea whose time has come. *Proc. IEEE Radar Conf.*, pp. 71-78, April 2004.
- [46] E.Fishler, A. M.Haimovich, R. S.Blum, L. J.Cimini, D.Chizhik and R. A. Valenzuela. Performance of MIMO radar systems: advantages of angular diversity,” *Proc. 38th Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput.* Pacific Grove, CA, Vol: 1, pp. 305-309, November 2004.
- [47]A. Sheikhi, A. Zamani, Temporal coherent adaptive target detection for multi-input multi-output radars in clutter. *IET Proc. Radar Sonar Navig.* 2(2), 86–96, 2008.
- [48] C.Y. Chong, F. Pascal, J.-P. Ovarlez, M. Lesturqie. MIMO radar detection in non-Gaussian and heterogeneous clutter. *IEEE J. Sel. Top. Signal Process. MIMO Radar Appl.* 4(1), 115–126, 2010.
- [49]G. Cui, L. Kong, X. Yang, J. Yang, The Rao and Wald tests designed for distributed targets with polarization MIMO radar in compound-Gaussian clutter. *Circuits Syst. Signal Process.* 31(1), 237–254, 2012.
- [50] C. Xun, R. Blum, Non-coherent MIMO radar in a non-Gaussian noise-plus-clutter environment, in *Proceedings of 44th Annual Conference on Information Sciences and Systems*, Princeton, NJ, USA, pp. 1–6, 2010.
- [51] G.V.Weinberg. Assessing the Pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter’, *IET Electron. Lett*, 47, pp. 516–517, 2011.
- [52] G.V.Weinberg. An investigation of the Pareto distribution as a model for high grazing angle clutter,” *Defense Science and Technology Organization*, Edinburgh, Australia, March 2011
- [53] I.Chalabi, A. Mezache, F. Soltani and F. Khaldi, ‘ CFAR detectors for MIMO radars in a Pareto background’, In *Seminar on Detection Systems Architectures and Technologies (DAT)*, Algiers, Feb. 20-22, p. 1, IEEE, New York, 2017.

- [54] G.V.Weinberg. 'Constant False Alarm Rate Detection in Pareto Distributed Clutter: Further Results and Optimality Issues', *Contemporary Engineering Sciences*, Vol. 7, no. 6, 231 - 261, 2014.
- [55] A. Z. Hammoudi and F. Soltani. Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy spaces and fuzzy fusion rules *IEE Proceedings F*, 151,135 (2004).
- [56] L. Rosenberg and G. V. Weinberg. Performance analysis of Pareto CFAR detectors. In *IET International Conference on Radar Systems*, Belfast, Oct.23-26, 2017 (IEEE, New York, 2017), p. 1.
- [57] G. V. Weinberg, Management of interference in Pareto CFAR processes using adaptive test cell analysis.*Signal Process.* 264–273, 104 (2014)
- [58] G. V. Weinberg, L. Bateman and P. Hayden, 'Constant false alarm rate detection in Pareto Type II clutter', *Digit. Signal Process.* 68, 192, 2017.