

Université Mohamed Khider – Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Réf :.....



جامعة محمد خيضر بسكرة

جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم: الهندسة كهربائية
.....:

Mémoire Présenté en vue de l'Obtention du Diplôme de
Magister

Spécialité : **Automatique**

Option : **Commande et Identification des Systèmes Dynamiques**

Thème

Optimisation du Seuil de Détection dans les Systèmes Distribués CFAR par Essaims de Particules (OEP)

Présenté par : **Seksaf Abdeldjabar**

Soutenu le : 22/10/2015

Devant le jury :

Président :	BOUMEHRAZ Mohammed	Professeur	Université de Biskra
Rapporteur :	ABDOU Latifa	M.C.A	Université de Biskra
Examineurs :	DEBILOU Abderrazek	M.C.A	Université de Biskra
	OUAFI Abdelkrim	M.C.A	Université de Biskra

Au nom d'Allah, le Tout Miséricordieux, le Très Miséricordieux

La louange est à Allah seul, et que la paix et le salut d'Allah soient sur *le dernier des Prophètes, sur sa famille et ses compagnons.*

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers parents,

A mes sœurs et à tous les membres de leurs familles,

A tous mes amis.

A tous ceux qui me sont chers, à tous ceux qui m'aiment et à tous ceux que j'aime.

Je dédie ce travail.

Remerciements

Avant tout, Louanges à Allah Le Miséricordieux le tout plein de miséricordes qui m'a aidé à réaliser ce travail.

J'exprime ma très sincère reconnaissance au Dr. L. Abdou, Maître de Conférences à l'Université de Biskra, d'avoir accepté de m'encadrer, pour ses conseils, ses remarques, la grande liberté qu'elle m'a laissé et surtout sa patience et sa modestie.

Je remercie également tous mes professeurs.

J'exprime ma profonde gratitude au Pr. Med. Boumehraz, Professeur à l'université de Biskra d'avoir bien voulu juger ce travail et d'avoir bien voulu accepter la présidence de ce jury.

Mes vifs remerciements vont également aux membres du jury, Dr. A. Debilou, Maître de Conférences à l'université de Biskra et Dr. A. Ouafi Maître de Conférences à l'université de Biskra, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes recherches en acceptant d'examiner mon travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Je remercie enfin tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à la réussite de ce travail, notamment Mr. Benyahia Chaouki, et à tout ceux qui n'ont pas pu être cités ici.

Table des matières:

<u>Dédicaces</u>	i
<u>Remerciements</u>	ii
<u>Table des matières</u>	iii
<u>Liste des Figures</u>	vii
<u>Liste des Tableaux</u>	ix
<u>Notations</u>	ix
<u>_____</u>	x
<u>Résumé</u>	xi
<u>Abstract</u>	xii
<u>Chapitre 1 : Introduction générale</u>	1
<u>1.1 Introduction</u>	2
<u>1.2 Problématique</u>	3
<u>1.3 Organisation du mémoire</u>	5
<u>Chapitre 2 : Concepts de Base sur les Systèmes Radar</u>	7
<u>2.1 Introduction</u>	8
<u>2.2 Principe et Structure de base d'un système radar</u>	8
<u>2.3 Radars à impulsions</u>	10
<u>2.4 L'équation du radar</u>	11
<u>2.5 Détection de cibles</u>	12
<u>2.6 Théorie de la décision</u>	12
<u>2.7 Les critères de décision</u>	14
<u>2.7.1 Critère de bayes</u>	14
<u>2.7.2 Critère du maximum de vraisemblance</u>	16
<u>2.7.3 Critère de Neyman-Pearson</u>	16

<u>2.8</u>	<u>Modélisation ou modèles des cibles</u>	17
<u>2.8.1</u>	<u>La surface équivalente radar (SER)</u>	17
<u>2.8.2</u>	<u>Fluctuation des cibles</u>	18
<u>2.9</u>	<u>Bruit et échos parasites</u>	19
<u>2.9.1</u>	<u>Le Clutter</u>	19
<u>2.9.2</u>	<u>Modèles de clutter</u>	19
•	<u>Le modèle Weibull</u>	19
•	<u>Le modèle Rayleigh</u>	19
•	<u>Le modèle Log-normal</u>	20
•	<u>Le modèle K</u>	20
<u>2.10</u>	<u>Conclusion</u>	21
 <u>Chapitre 3 : La Détection à Taux de Fausse Alarme Constant</u>		23
<u>3.1</u>	<u>Introduction</u>	24
<u>3.2</u>	<u>Détection CFAR</u>	24
<u>3.3</u>	<u>Concept de base des détecteurs CFAR</u>	26
<u>3.4</u>	<u>Littérature sur quelques types de détecteurs CFAR</u>	28
<u>3.4.1</u>	<u>Détecteur CA-CFAR Cell Averaging CFAR</u>	28
<u>3.4.2</u>	<u>Détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR</u>	29
<u>3.4.3</u>	<u>Le détecteur OS-CFAR</u>	29
<u>3.4.4</u>	<u>Le détecteur TM-CFAR</u>	31
<u>3.5</u>	<u>Détection distribuée CFAR</u>	31
<u>3.6</u>	<u>Les systemes de détection distribuée</u>	33
<u>3.6.1</u>	<u>Règle de fusion AND</u>	34
<u>3.6.2</u>	<u>Règle de fusion OR</u>	34
<u>3.7</u>	<u>Conclusion</u>	34
 <u>Chapitre 4 : Optimisation par Essaims de Particules</u>		36
<u>4.1</u>	<u>Introduction</u>	37
<u>4.2</u>	<u>Les essaims de particules</u>	38
<u>4.3</u>	<u>Optimisation par essaims particuliers</u>	38
<u>4.4</u>	<u>L'aspect formel de l'optimisation par essaims de particules</u>	39

<u>4.5</u>	<u>Topologie d'un essaim de particules et notion de voisinage</u>	40
<u>4.6</u>	<u>L'algorithme PSO</u>	42
<u>4.7</u>	<u>Choix des paramètres</u>	44
4.7.1	<u>Dimension des particules</u>	44
4.7.2	<u>Le nombre de particules</u>	44
4.7.3	<u>Les coefficients d'accélération</u>	45
4.7.4	<u>Le facteur d'inertie</u>	45
4.7.5	<u>Le paramètre de vitesse</u>	46
4.7.6	<u>Le facteur de constriction</u>	47
<u>4.8</u>	<u>Conclusion</u>	47
<u>Chapitre 5 : Optimisation du Seuil de Détection CFAR Par Essaims de Particules</u>		48
5.1	<u>Introduction</u>	49
5.2	<u>Formulation du problème de détection distribuée</u>	50
5.3	<u>Optimisation du seuil de détection</u>	50
5.4	<u>Les performances du système de détection</u>	51
5.4.1	<u>Optimisation dans le cas homogène</u>	51
5.4.2	<u>Optimisation dans un environnement non homogène</u>	55
5.5	<u>L'influence du choix des paramètres de l'algorithme POS sur l'optimisation</u>	59
5.5.1	<u>Résultats de simulation représentent l'influence du facteur d'inertie</u>	60
5.5.2	<u>Résultats de simulation suivant différents intervalles de vitesse</u>	64
5.5.3	<u>L'influence de l'espace de recherche</u>	65
5.5.4	<u>Résultats de simulation représentent l'influence des coefficients d'accélération</u>	67
5.5.5	<u>Evaluation des résultats dans le cas non-homogène</u>	68
5.6	<u>Conclusion</u>	69
<u>Chapitre 6 : Conclusion Générale et perspectives</u>		71
<u>6.1.</u>	<u>Conclusion général</u>	72
<u>6.2.</u>	<u>Perspectives</u>	73
<u>Bibliographie</u>		74

Liste des figures:

2. 1 Schéma synoptique simplifié d'un radar.....	9
2. 2 Chronogramme d'émission d'une impulsion radar.....	11
2. 3 Régions et règles de décision.....	13
3. 1 Sensibilité de P à la puissance de bruit (dB).....	25
3. 2 Schéma de détection radar à seuil adaptatif.....	26
3. 3 Schéma fonctionnel du détecteur CA-CFAR.....	29
3. 4 Système de détection distribuée avec centre de fusion.....	32
4. 1 Représentation graphique de : (a) topologie GBEST (b) topologie LBEST.....	41
4. 2 Pseudo code de l'algorithme PSO.....	42
4. 3 Organigramme de la PSO standard.....	43
5. 1 La performance d'un système à base de 2 détecteurs pour la règle de fusion OR.....	53
5. 2 La performance d'un système à base de 3 détecteurs pour la règle de fusion OR.....	53
5. 3 La performance d'un système à base de 5 détecteurs pour la règle de fusion OR.....	54
5. 4 Variation de P_d suivant le nombre de détecteurs pour la règle de fusion OR et $P_{Fa}=10^{-4}$	54
5. 5 Comparaison des probabilités de détection pour les règles de fusion AND et OR pour un système à 2 détecteurs OS-CFAR dans un environnement homogène.....	55
5. 6 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:1 et D2:0.....	56
5. 7 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:2.....	56
5. 8 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:0.....	57
5. 9 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:5.....	57
5. 10 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:5.....	58

5. 11 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND.....	58
5. 12 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR.....	59
5. 13 Variation de la fonction fitness pour différentes valeurs du facteur d'inertie.....	60
5. 14 La probabilité de détection pour différentes valeurs du facteur d'inertie.....	61
5. 15 Les fonctions fitness pour ω fonction linéaire décroissante sur deux intervalles.....	61
5. 16 Les probabilités de détection pour ω fonction linéaire décroissante sur deux intervalles	62
5. 17 Comparaison des fonctions fitness pour ω fonction linéaire décroissante sur l'intervalle [0.4,1.4] et $\omega = 0.5$	62
5. 18 Comparaison des probabilités de détection pour ω fonction linéaire décroissante sur l'intervalle [0.4,1.4] et $\omega = 0.5$	63
5. 19 Comparaison des fonctions fitness pour différents intervalles de vitesse, avec w fonction décroissante dans [0.4,1.4].....	64
5. 20 Comparaison des probabilités de détection pour différents intervalles de vitesse, avec w fonction décroissante dans [0.4,1.4].....	65
5. 21 Variation des fonctions fitness pour différentes intervalles de variation de k	66
5. 22 Les probabilités de détection pour différents intervalles de variation de k	66
5. 23 Variation des fonctions fitness pour différentes valeurs des coefficients d'accélération.....	67
5. 24 Les probabilités de détection pour différentes valeurs des coefficients d'accélération.....	67
5. 25 Les probabilités de détection pour différents cas de cibles interférentes après changement des paramètres de l'algorithme PSO.....	69

Liste des Tableaux:

5. 1 Les paramètres estimés en utilisant l'algorithme PSO pour la règle de fusion OR	52
--	----

Notations

ADT	Automatic Detection and Tracking
RADAR	Radio Detection And Ranging.
CFAR	Constant False Alarm Rate
CUT	Cell Under Test
i.i.d.	independent and identically distributed
<i>SER</i>	Surface équivalente radar
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
ML-CFAR	Maximum Likelihood CFAR
CML-CFAR	Censored Maximum Likelihood -CFAR
S	Rapport signal-à-bruit
TFAC	Taux de Fausse Alerte Constante
N-P	Neyman-Pearson
AEs	Algorithmes Evolutionnaires
AGs	Algorithms Génétiques
SEs	Stratégies d'Evolution
PRI	Pulse Repetition Interval
PSO	Particles Swarm Optimization
SNR	Signal to Noise Ratio
OEP	Optimisation par Essaims de Particules
PRF	Pulse Repetition Frequency
f _{dp}	fonction densité de probabilité
Pfa_i	Probabilité de fausse alarme du détecteur i

Pd_i	Probabilité de détection du détecteur i
Timp	Période de répétition des impulsions
\dagger	Largeur des impulsions
PRI	Pulse Repetition Interval
P	La puissance de crête de l'impulsion transmise
P_m	La puissance moyenne de l'impulsion transmise
C	Vitesse de propagation
t_{\square}	Temps de retard
‘AND’, ‘OR’ et ‘MAJORITY’	Règles de fusion
PFa	Probabilité de fausse alarme globale
Pd	Probabilité de détection globale
J(.)	Fonction objective selon le critère de N-P
N_i ,	La taille de la fenêtre de référence associée au détecteur i , $i=1, 2, \dots, n$.
k_i	Le rang de $x(k)$ associé au détecteur i , $i=1, 2, \dots, n$.
T_i	Le facteur du seuil associé au détecteur i , $i=1, 2, \dots, n$.
E	Espace de recherche
P_i	Meilleure position personnelle de la particule i
P_g	Meilleure position trouvée par le voisinage de la particule i
v_i	La vitesse de la particule i
c_1 et c_2	Les coefficients d'accélération
r_1 et r_2	Variabes aléatoires uniformes sur $[0,1]$
GBEST	Topologie Global Best
LBEST	Topologie Local Best
V_m	Vitesse maximal des particules
	Facteur de constriction

:

أجهزة	"	" CFAR	
هذا الاهتمام يرجع	بداية ظهورها	ليبيانات	من المزايا
من حيث تحسين الموثوقية	جهاز	المركزية	من المزايا
	هذه الميزات،	تغطية واسعة.	
كبير	هذه الأنظمة تتميز بطابع غير خطي	التطبيقي لهذه الأنظمة. ويرجع	تواجه
	التقليدية.	من غير الممكن	التي يجب أن
"PSO "	لتفاعل بين	تقنية	يهدف هذا العمل إلى
	هذه التقنية يجاد عتبة الكشف	الجسيمات.	التحسين بـ
المحلية	أجهزة	تحليل	مساهمتنا .OS-CFAR
	تأثير القيمة	وغير	البيئات
	لهذه التقنية		خوارزمية PSO نوعية

Résumé :

Les systèmes de détection distribuée CFAR "Constant False Alarm Rate" basés sur l'utilisation de plusieurs détecteurs avec un centre de fusion des données ont été largement examinés depuis leur apparition et jusqu'à nos jours. Cet intérêt est dû à un certain nombre d'avantages par rapport aux systèmes de détection centralisée, qui reposent sur l'utilisation d'un seul détecteur, et ceci en termes d'amélioration de la fiabilité, la vitesse et la capacité de gérer une grande zone de couverture. Malgré ces qualités, il convient de noter la difficulté rencontrée dans le côté applicatif. Cela est dû au fait que ces systèmes ont une caractéristique non linéaire en fonction d'un nombre important de paramètres qui devraient être définis et qui font que les méthodes d'optimisation classiques ne peuvent pas être utilisées.

Le présent travail est destiné à étudier une technique d'optimisation inspirée de l'interaction des individus évoluant en essaims, et qui est connue sous le nom de l'Optimisation par Essaim de Particules (OEP), ou PSO "Particle Swarm Optimization". Cette technique est utilisée afin de résoudre le problème d'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués OS-CFAR. En premier lieu, notre contribution consiste à analyser les performances de détection pour différentes situations, tenant compte du nombre de détecteurs locaux dans le système, effectuée pour les deux environnements homogène et non homogène. Par la suite, l'influence des différents paramètres de l'algorithme PSO sur la qualité des résultats a été examinée, permettant ainsi d'atteindre la forme la plus convenable de la technique adoptée avec de meilleurs résultats de détection.

Abstract:

Distributed detection systems on the basis of several sensors with data fusion have been widely discussed during the period from the beginning of its appearance until now. This interest is due to a number of advantages over the centralized detection systems which rely on the use of a single detector, and this in terms of improving the reliability, speed and ability to handle a wide coverage area. Despite these features, it should be noted the difficulty encountered in the application domain. This is due to the fact that such systems have a nonlinear characteristic according to a number of parameters which should be defined, and which make the classical optimization methods unusable.

This work is intended to study one of the optimization techniques inspired from the interaction of individuals evolving in swarms, which is known as the Particle Swarm Optimization PSO. This technique is used to solve the problem of optimization for the threshold detection in distributed OS-CFAR systems. First, our contribution consists in analyzing the detection performance for different situations, taking into account the number of local detectors in the system, performed for both homogeneous and non-homogeneous environments. Subsequently, the influence of various parameters of the PSO algorithm on the quality of the results was discussed, to reach the most suitable form of the adopted technique by giving the best detection results.

Chapitre 1

Introduction Générale

1.1. Introduction.

1.2. Problématique.

1.3. Organisation du mémoire.

1.1. Introduction :

Le radar est un système de télédétection qui est largement utilisé pour la surveillance, le suivi et les applications d'imagerie, pour les besoins civils et militaires. Dès l'instant où le système radar est mis en marche, il devient électro-magnétiquement lié à son environnement. En ce sens, l'environnement a une influence forte et continue sur les retours radar (échos). Autrement dit, le radar construit sa connaissance de l'environnement par l'analyse continue des échos reçus par son récepteur, et prend des décisions d'intérêt sur les cibles possibles dans des lieux inconnus de cet environnement. L'origine de cette relation électromagnétique remonte à l'une des inventions les plus importantes au développement des systèmes radars, qui a été faite par Christian Hulsmeyer en 1904 [1]. Le scientifique allemand a démontré la possibilité de détecter les objets métalliques à une distance de quelques kilomètres et depuis ce temps là, de nombreux systèmes radars fonctionnent sur ce principe, qui est basé sur l'utilisation des ondes électromagnétiques pour mesurer la distance, l'altitude, la direction, l'orientation, la taille, ou la vitesse d'objets. Ceci est resté jusqu'à présent pratiquement inchangé, bien qu'il existe un certain nombre de systèmes radars qui utilise les ondes optiques au lieu des ondes radio.

Depuis l'apparition de la première génération des systèmes radar jusqu'à la réalisation des radars à haute technologie, les systèmes radar sont passés par un long parcours de recherches et de développements. Les premiers systèmes étaient limités à la présentation des résultats sur un afficheur et l'opérateur humain doit prendre les décisions sur la présence ou l'absence des cibles. Par contre, les systèmes modernes sont équipés par des moyens électroniques intelligentes assurant la détection automatique et le suivi des cibles (ADT_ Automatic Detection and Tracking) sans l'intervention du facteur humain [2][3], de sorte que, dans certaines applications, la sortie du radar est traitée pour commander directement des systèmes (par exemple un missile guidé).

Le signal reçu par le récepteur radar est toujours accompagné de bruit et des échos parasites qui peuvent nuire au bon fonctionnement du système et peuvent ainsi engendrer des fausses indications. Ceci, signifie que la performance du récepteur radar est strictement dépendante de la présence de ces perturbations, et ainsi le système tente d'atteindre un taux de fausse alarme constant, et une probabilité de détection de cibles maximale.

Les premiers radars déclarent qu'une cible est détectée lorsque la sortie du récepteur radar dépasse un niveau de seuil fixe prédéterminé, ce qui ne permet pas de contrôler la probabilité de fausse alarme et ainsi résulte une dégradation dans les performances de détection. Tandis que, les nouveaux systèmes sont équipés par des procédés de traitement de signal évolués ce qui permet d'automatiser les décisions de détection. Ces procédés sont des détecteurs à taux de fausse alerte constant, TFAC (CFAR : constant false alarm rate), et qui sont adoptés pour l'ajustement adaptatif du seuil de détection par l'estimation du bruit ambiant en fonction de la *Pfa* désirée. Aux cours de la période de recherche et de développement dans le secteur de détection CFAR, et qui n'a pas été achevé jusqu'à présent, la littérature dans ce domaine s'est enrichie par un nombre important de détecteurs CFAR qui sert à améliorer la détection.

L'idée qui pourrait être prise en observant les efforts déployés en vue du développement des systèmes CFAR, qui est présenté dans la variété des techniques et méthodes proposées, est que les systèmes de détection distribuée avec centre de fusion prennent une grande importance chez les concepteurs des radars à cause des qualités de détection qu'ils offrent.

Bien que l'amélioration dans le développement de l'aspect théorique de la détection CFAR est avancé et très prometteur, l'aspect pratique du matériel est toujours au-delà des opérations de traitement du signal, ce qui nécessite une capacité de calcul élevée. Ce qui n'empêche pas actuellement l'existence du matériel spécifique émergé comme un environnement attrayant et idéal pour le traitement des algorithmes à haute vitesse et les applications de calcul intensif, ce qui offre un haut degré de parallélisme, et une grande vitesse de traitement. Et surtout après la découverte des techniques de l'intelligence artificielle, qui ont profité de ce progrès technique pour montrer leur efficacité dans divers domaines. L'un des sujets qui a attiré l'attention des chercheurs dans le domaine de la détection CFAR est l'optimisation des performances de détection dans les structures existantes par ces méthodes, au lieu de trouver d'autres structures, ce qui constitue l'objet de cette étude.

1.2. Problématique :

La fusion de données et la détection distribuée ont été largement étudiées au cours des trente ans derniers et d'excellents résultats ont été obtenus. A cet effet, les systèmes de surveillance modernes qui sont les plus robustes et les plus favorisés par les concepteurs des radars sont

les systèmes de détection distribués. Ces derniers composés de plusieurs détecteurs CFAR spatialement distribués, où chaque détecteur déclare localement la présence ou l'absence de cible, et ainsi les décisions locaux sont transmises vers un centre de fusion des données afin d'obtenir une décision globale selon la règle de fusion sélectionnée, AND, OR ou k parmi N dans la littérature [21][22][24]. L'un des principaux objectifs de l'utilisation de plusieurs détecteurs est d'améliorer les performances du système telles que les caractéristiques opérationnelles, sauf que cela requiert le traitement d'un flot important et varié d'informations. Donc les performances d'un système de détection distribué CFAR dépend du type d'informations traitées, notamment, le modèle du clutter. Sachant que les techniques d'estimation utilisées dans les détecteurs CFAR dépendent de plusieurs paramètres, et avec l'absence de véritables modèles de clutter, les systèmes de détection présentent une non linéarité liée au système couplé d'équations non linéaires des probabilités de détection (P_d) et de fausse alarme (P_{Fa}) sous la contrainte d'une fonction objective. En raison de la complexité d'optimisation de ces systèmes, les méthodes classiques sont de moins performantes et il est plus intéressant d'utiliser une approche d'optimisation non linéaire efficace et adaptative pour l'estimation des seuils de détection, ce qui fait l'objet de ce présent travail.

La difficulté qui nous intéresse particulièrement est alors liée à la résolution du problème d'optimisation des systèmes de détection distribués CFAR, par détermination des paramètres en mesure d'atteindre cet objectif. D'après la littérature, plusieurs travaux ont été élaborés comme solution au problème évoqué précédemment. Parmi ceux-ci, des études effectuées récemment ont présenté une approche flexible qui emploie les deux variantes des Algorithmes Evolutionnaires (AEs), les Algorithmes Génétiques (AGs), et les Stratégies d'Evolution (SEs), pour l'amélioration de la qualité des systèmes distribués CFAR [48] [49]. Dans ce contexte on va essayer d'optimiser le seuil de détection des systèmes distribués CFAR en appliquant une approche inspirée des stratégies des essaims et de leur aptitude à optimiser un objectif global par la recherche collaborative dans un espace. Cette approche est l'optimisation par essaims de particules (OEP), ou PSO en anglais abréviation de Particle Swarm Optimization. Au départ, Les inventeurs de cette technique, Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [31], ont essayé de simuler le comportement social des individus (particules) dans un essaim en mouvement tout en restant en une formation optimale. Le

modèle qu'ils ont proposé a été ensuite étendu en un algorithme simple et efficace d'optimisation.

Dans cette étude, on va essayer d'appliquer la technique PSO à la recherche des paramètres optimaux de chaque détecteur local CFAR afin d'estimer leurs seuils de détection locaux, qui à leur tour seront transmises au centre de fusion où une décision globale est obtenue en utilisant le critère de Neyman-Pearson, qui consiste à maximiser la probabilité de détection globale tout en maintenant la probabilité de fausse alarme globale à une valeur désirée. Les critères de performances du système, pour les règles de fusion considérées AND et OR, sont vérifiés par l'analyse de la probabilité de détection Pd selon la probabilité de fausse alarme PFa globale.

1.3. Organisation du mémoire:

Le contenu de ce mémoire a été structuré en cinq chapitres principaux, au delà de celles correspondant au résumé, aux conclusions, aux remerciements et aux références bibliographiques :

On peut trouver un premier chapitre, dans lequel on introduira les systèmes de détection radar. On retrouvera aussi une description des objectifs définissant le sujet de mémoire, concernant l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR. En outre, le chapitre comprend une présentation des étapes suivies dans ce travail.

Le chapitre 2 de ce mémoire donne un aperçu des systèmes radar. Cet aperçu consiste à déterminer le principe de fonctionnement, la structure de base d'un système radar, la classification des systèmes radar, particulièrement, les radars à impulsions qui seront traités avec plus de détails. Le chapitre présente aussi une petite introduction à la théorie de décision qui est pertinente pour le traitement du signal radar et la détection radar. La partie restante du chapitre, comprend également une présentation de la modélisation des cibles et de l'environnement radar.

Le chapitre 3 présente de façon détaillée la détection à taux de fausses alarmes constant (CFAR), en plus d'une présentation théorique de la détection distribuée avec centre de fusion des données.

Au niveau du chapitre 4, on va présenter la théorie sur laquelle est basée la technique d'optimisation par essaims de particules (OEP), ce qui comprend l'origine, l'aspect formel,

l'algorithme et les différentes topologies caractérisant le voisinage dans l'essaim. A la fin de ce chapitre, nous présenterons le concept de la technique envisagée et traitée dans le chapitre suivant.

Donc, le chapitre 5, au cours duquel on utilise les outils dont on vient de parler, afin de réaliser une étude sur la technique d'optimisation du seuil de détection d'un système distribué CFAR par PSO. Où nous allons considérer quelques changements dans la structure du système proposé. Comme nous allons aussi effectuer quelques changements dans les paramètres de la PSO et on arrivera à proposer un algorithme d'intégration original qui semble apporter de nombreux avantages par rapport aux autres détecteurs.

Nous terminerons ce mémoire par un chapitre de conclusion, pour faire ressortir la contribution scientifique de ce travail et des suggestions pour d'éventuelles extensions de notre travail.

Chapitre 2

Concepts de Base sur les Systèmes Radar

Résumé

Dans ce chapitre, nous reprenons brièvement le principe et la structure de base d'un système radar, tout en donnant un aperçu sur la classification des systèmes radars, notamment les radars à impulsions et les caractéristiques d'une impulsion RF. Ensuite, on va montrer aussi la relation fondamentale entre les puissances émises et captées par l'antenne radar qui fait appelle à l'équation radar, puis, nous présentons un bref rappel sur la théorie de la décision. Enfin, nous exposons les modèles statistiques des cibles, à savoir les quatre types Swerling ainsi que les divers modèles statistiques représentant le clutter.

2.1 Introduction.

2.2 Principe et structure de base d'un système radar.

2.3 Radars à impulsions.

2.4 L'équation du radar.

2.5 Détection des cibles.

2.6 Théorie de la décision.

2.7 Les critères de décision.

2.8 Modélisation des cibles.

2.9 Bruit et échos parasites

2.9.1 Le Clutter.

2.9.2 Modèles de clutter

2.10 Conclusion.

2.1 Introduction :

Le radar est un système qui utilise les ondes électromagnétiques pour la détection et la localisation des objets reflétant, d'où vient l'origine du mot Radar, qui est l'abréviation de l'expression anglaise « Radio Détection And Ranging » et qui signifie : détection et télémétrie par ondes Radio [5]. Aujourd'hui il est mieux de définir le radar comme étant la surveillance électromagnétique active [4]. Son principe de fonctionnement est basé sur l'émission d'un signal électromagnétique vers une portion de l'espace et la réception des échos réfléchis par les objets qui s'y trouvent (navires, avions, missiles, engins spatiaux, voitures, piétons, etc...). Son impact est apparu clairement à travers l'importance des différents domaines d'application et qui sont généralement très sensibles.

2.2 Principe et structure de base d'un système radar :

Un système radar comporte un ensemble de sous-systèmes représentant leur formes générales et l'interaction entre ses sous systèmes exprime leur principe de fonctionnement. Un émetteur puissant génère un faisceau d'ondes électromagnétiques concentré transmis par une antenne. A l'aide du duplexeur une antenne unique peut travailler en deux modes. En mode de transmission, l'antenne illumine l'espace d'exploration avec des micros ondes dans une direction bien déterminée (une direction souhaitée). Lorsque ces ondes rencontrent un objet, elles sont alors réfléchies, formant ce qu'on appelle communément un écho radar dont une partie est renvoyée vers le radar, puis interceptée par l'antenne en mode récepteur. A travers un récepteur installé près de l'antenne, les échos radar sont préparés pour le traitement du signal par amplification et conversion de fréquence. L'extraction, des informations de cible, est effectuée par le bloc de traitement du signal et le résultat peut être affiché à un opérateur, par la transformation de l'information en signal lumineux visualisable sur un écran, ou peut être traitée par des moyens électroniques pour la détection et la poursuite automatique. Grâce à la détection et la poursuite automatique, dans certaines applications, la sortie du radar traitée peut être utilisée pour commander directement un système (par exemple un missile guidé) sans l'intervention de l'opérateur. Un radar détermine généralement l'emplacement d'une cible, mais sa sortie peut également fournir des informations sur la nature des cibles [2][5]. Les éléments de base d'un système radar sont illustrés sur le schéma synoptique simplifié de la figure 2.1

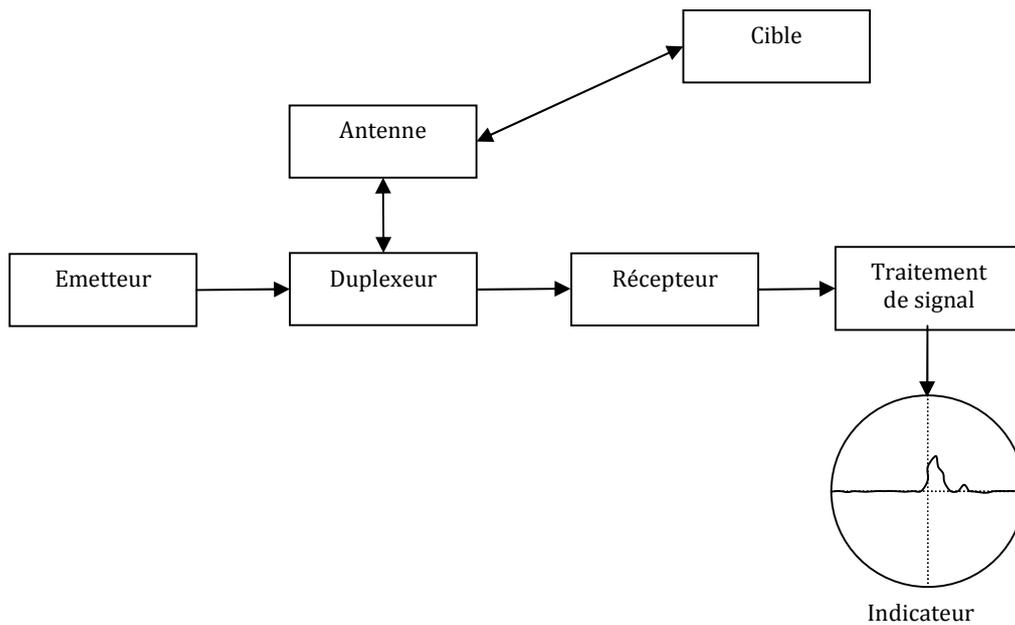


Fig. 2.1 Schéma synoptique simplifié d'un radar

On déduit alors, que les différents besoins des utilisateurs et les différentes techniques ou technologies de conception impliquent une variété dans les structures et les caractéristiques des systèmes radars. En ce sens, ils peuvent être classifiés en plusieurs classes suivant les caractéristiques d'emploi, le lieu d'installation, la destination, ainsi que d'autres indices qui peuvent être utilisés pour la classification. La littérature est riche en ce qui concerne la classification, ce qui nous permet de citer :

Une classification d'après les différentes qualités et technologies utilisées par les équipements radars, telles que, les radars primaires où le radar reçoit la partie réfléchiée de son propre signal, et les radars secondaires, où la cible doit être équipée d'un transpondeur (transmetteur répondeur) qui répond à l'interrogation du radar en générant un signal codé contenant des informations spécifiques de la cible. Généralement les radars sont classés d'après le type d'émission, forme d'onde ou fréquence de fonctionnement. Prenons en considération les formes d'onde, nous trouvons les radars à impulsions et les radars à ondes continues (CW) [1]. Ces derniers traitent continuellement les échos reçus de leur propre signal et qui est sous la forme d'un signal continu hyperfréquence (sinusoïdal sans interruption). Une limitation fondamentale liée à ce type de radars, est causée par leur sensibilité, ainsi les fuites de bruit de l'émetteur dans le récepteur résultent en une instabilité de l'émetteur. Certaines des méthodes utilisées pour résoudre ce problème peuvent entraîner

que les petits signaux de cible mobile ne peuvent pas être vus, d'où, la capacité de portée maximale des radars CW est souvent limitée par ce facteur. Un autre inconvénient lié à ce type de radar est le fait qu'il nécessite deux antennes [2].

En conséquence, Pour pouvoir fonctionner correctement, le radar doit pouvoir émettre une très grande quantité d'énergie concentrée dans une direction, tout en étant assez sensible pour n'en détecter ne serait-ce qu'une infime partie renvoyée sous forme d'écho. Ce problème a été pendant longtemps la cause du manque d'efficacité des premiers radars. De nos jours, on utilise ce qu'on appelle des radars à impulsions.

2.3 Radars à impulsions:

Les radars de ce type émettent un train répétitif d'impulsions de signal à forte puissance et à très courtes durées (hyperfréquences). Chaque impulsion est suivie d'un temps durant lequel les échos peuvent être reçus avant qu'une nouvelle impulsion ne soit émise. Le traitement de l'écho des impulsions radar fournit une information concernant la cible, telle que, la portée ou la distance de la cible et qui est déterminée à partir de la mesure du temps de propagation de l'onde électromagnétique. Pour ce qui est de la vitesse, elle est déterminée à partir du changement de la fréquence doppler, tandis que la dimension de la cible peut être déterminée à partir de l'amplitude de l'écho radar. En ce qui concerne la direction et la position, l'antenne donne une information sur la direction angulaire. Un radar à impulsions pourrait être considéré comme la forme canonique d'un radar quand on n'ajoute pas une autre description à la définition du radar.

Dans un système radar l'énergie rayonnée par l'antenne est découpée en impulsions successives. La transmission d'impulsions est caractérisée par un nombre de paramètres qui assurent le bon fonctionnement du radar.

Supposant que le signal transmis par le radar est une séquence périodique d'impulsions rectangulaires de période T_{imp} et de largeur τ . La période est appelée aussi l'intervalle de répétition des impulsions PRI en anglais (Pulse Repetition Interval). Si la puissance de crête pour chaque impulsion transmise est P , alors la puissance moyenne de l'impulsion émise P_m sur une période complète est le produit de P par le rapport de la largeur d'impulsion au PRI qui est appelé rapport cyclique d'émission [3]. La puissance d'émission moyenne sur une période complète et ses paramètres sont représentés sur le chronogramme suivant :

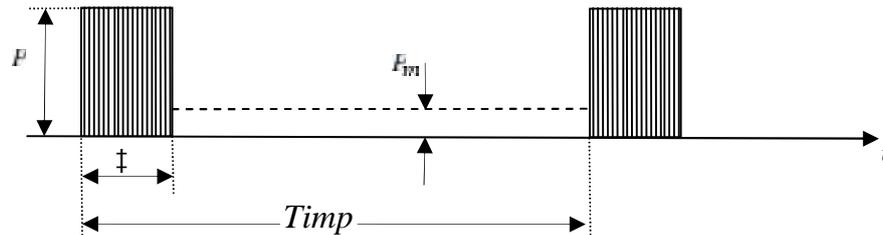


Fig. 2.2 Chronogramme d'émission d'une impulsion radar.

2.4 L'équation du radar :

La relation fondamentale entre les caractéristiques de puissance rayonnée, la cible et le récepteur (propagation de l'onde) est donnée par l'équation du radar. Elle peut-être la description la plus utile des facteurs qui influent sur les performances du radar et donne la portée en fonction de ces caractéristiques et qui prend en compte la rétrodiffusion bidirectionnelle [9] [2],

Considérons un radar équipé d'une antenne omnidirectionnelle qui présente un gain G et qui rayonne l'énergie selon une surface sphérique de rayon égal à la distance émetteur-cible R . La densité de puissance P_1 dans la direction du gain maximum est donnée par [9] :

$$P_1 = \frac{P}{4\pi R^2} \cdot G \quad (2.1)$$

Où, P est la puissance émise.

Si A_s représente la surface effective de la rétrodiffusion et sa puissance de gain de réflectivité, alors : $\sigma = A_s$ représentant la surface équivalente radar (SER) ou surface réfléchissante effective et on a alors $P_2 = P_1 \cdot \sigma$ qui représente la puissance de rétrodiffusion de la cible dans la direction du récepteur.

Avec R_R représentant la distance cible-récepteur, la puissance par angle unitaire fourni dans la direction du récepteur est donnée par la relation :

$$P_3 = \frac{P_2}{4\pi R_R^2} \quad (2.2)$$

Considérant les facteurs propagation de l'émetteur - cible et la cible - récepteur F_T et F_R , la formule se réduit à $P_4 = P_3 \cdot F_T^2 \cdot F_R^2$.

Si A_R représente la zone d'ouverture du récepteur, on obtient $P_R = P_A A_R$ la puissance reçue qui représente la quantité de densité de puissance captée par l'antenne.

2.5 Détection de cibles :

Le rôle des systèmes radar est la détection des cibles dans l'espace où chaque cible est localisée par sa position, sa direction et sa vitesse. Dans le cas où on détermine seulement la position et la direction de la cible, le système radar émet à travers une antenne directive, à chaque instant, une impulsion $s(t)$ seulement dans un cône angulaire étroit autour d'une direction déterminée θ . En présence d'une cible dans cette direction, le signal émis est réfléchi et reçu avec un temps de retard qui est proportionnel à la distance d entre l'antenne et la cible:

$$y(t) = ks(t + t_0) + n(t) \quad (2.3)$$

$$t_0 = 2 \frac{d}{c} \quad (2.4)$$

Où : $y(t)$ est le signal reçu, k un paramètre qui dépend de l'altitude de la cible, de ses propriétés de réflexion, et de la distance, $n(t)$ est le bruit, t_0 le retard et c est la vitesse de propagation des ondes électromagnétiques. On remarque que la détection d'une cible dépend de l'observation du signal reçu, ce qui signifie que c'est un problème de décision entre les deux hypothèses suivantes:

$$H_0: y(t) = n(t) \quad (2.5)$$

$$H_1: y(t) = ks(t + t_0) + n(t) \quad (2.6)$$

H_0 : Absence de la cible dans la direction d'émission du signal radar.

H_1 : Présence d'une cible à une distance qui est déterminée par le retard t_0 .

2.6 Théorie de la décision :

La théorie de la décision statistique utilisée dans des domaines tels que le radar, sonar, communication numérique et imagerie par ultrasons, tente de distinguer entre l'information portant les signaux utiles et le bruit ou les interférences. Dans le problème de détection binaire, les observations peuvent être classées en deux ensembles mutuellement exclusifs: l'hypothèse nulle (H_0), qui représente l'absence de cible, cas où le signal reçu est composé des échantillons du bruit plus des échos parasites, et l'hypothèse alternative (H_1), qui représente la présence de cible, cas où le signal de cible est inclu dans le signal reçu.

La détection radar revient à observer le signal reçu qui représente une variable aléatoire de l'espace d'observation, et à prendre une décision concernant la présence ou l'absence d'une cible. Cet espace est divisé en deux sous-espaces Z_0 et Z_1 associés aux deux hypothèses alternatives H_0 et H_1 . Cependant, l'occurrence simultanée des deux hypothèses est impossible, les sous-ensembles Z_i sont donc disjoints. Les décisions correspondantes seront notées D_i , ainsi les situations possibles sont [13] :

1. Décider la présence de cible sachant que la cible est présente.
2. Décider l'absence de la cible sachant que la cible est présente.
3. Décider la présence de la cible sachant que la cible est absente.
4. Décider l'absence de la cible sachant que la cible est absente.

La nature aléatoire des signaux reçus par le récepteur radar, nécessite un traitement avant de les comparer à un seuil de décision choisi. Afin de prendre l'hypothèse correcte, les quatre possibilités précédentes sont associées à quatre probabilités qui serviront à juger les performances d'un critère de décision, et pour choisir entre les deux hypothèses, deux types d'erreurs peuvent se produire. Erreur de type I : H_1 est acceptée lorsque H_0 est vraie, ce qu'on appelle une fausse alarme, et l'erreur de type II : H_0 est acceptée quand H_1 est vraie, visée comme une perte [13].

1. $P(D_0/H_0)$: correspond à une probabilité de non détection.
2. $P(D_1/H_0) = 1 - P(D_0/H_0)$: correspond à une probabilité de fausse alarme P_{fa} .
3. $P(D_0/H_1) = P_M$: correspond à une probabilité de perte de détection.
4. $P(D_1/H_1) = 1 - P_M$: correspond à une probabilité de détection.

On a : $P(D_i/H_j) = \int_{Z_i} f_{Y/H_j}(y/H_j) dy$ où $\int_{Z_i} f_{Y/H_j}(y/H_j) dy$ est la fonction densité de probabilité

conditionnelle du signal reçu $y(t)$ sous l'hypothèse H_j .

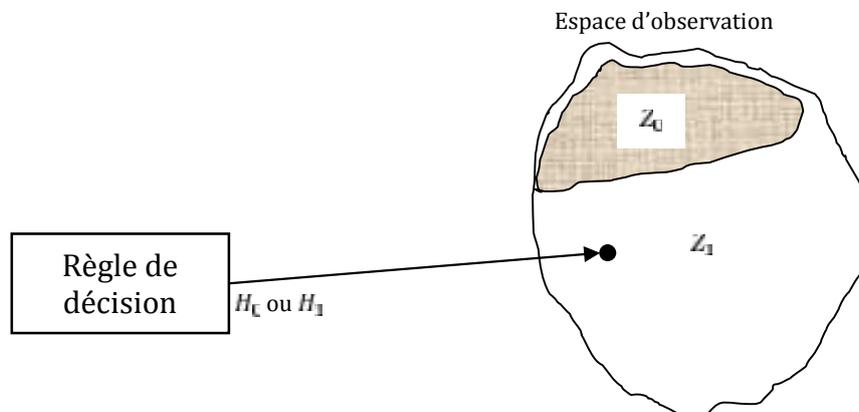


Fig. 2.3 Régions et règles de décision

2.7 Les critères de décision :

Dans le problème de test pour les hypothèses binaires, on a deux hypothèses possibles à l'émission et deux décisions possibles à la réception. Les quatre situations différentes citées précédemment seront :

1. H_0 est vraie et on décide H_0 ,
2. H_0 est vraie et on décide H_1 ,
3. H_1 est vraie et on décide H_0 ,
4. H_1 est vraie et on décide H_1 .

Les situations 1 et 4 correspondent à de bonnes décisions, les deux autres à des décisions erronées. La règle de décision qu'on essaye de concevoir doit bien entendu donner le plus souvent possible de bonnes décisions. Pour cela, on associe un critère qui mesure la qualité de la décision. Parmi ces critères de décision, les deux principaux sont, le critère de Bayes et le critère de Neyman-Pearson. Le choix d'une approche appropriée est dicté par le problème en question. Généralement, les systèmes sonar et radar utilisent le critère de Neyman-Pearson, alors qu'en communication et pour les systèmes de reconnaissance de formes le critère de Bayes est utilisé [14].

2.7.1 Critère de Bayes :

L'approche Bayésienne aux problèmes de décision est incontestablement simple, où elle exige la connaissance, pour chaque hypothèse H_i , de probabilité a priori pour que cette hypothèse se réalise, où il prend l'une des deux valeurs $P(H_0)$ ou $P(H_1)$, plus les coûts de détection C_{ij} à chaque comportement possible du système de décision (D_i, H_j) , où le coût est équivalent à une pénalisation ou une récompense. On a aussi les conditions [13] :

$$P(H_0) + P(H_1) = 1 \quad (2.7)$$

et

$$C_{00} > C_{10} \quad ; \quad C_{11} > C_{01} \quad (2.8)$$

Le but de cette approche consiste à minimiser, en fonction des régions de décision Z_i une fonction risque R définie comme étant la moyenne statistique de l'ensemble des coûts associés aux probabilités de leurs situations respectives.

Le risque moyen est donné par [13]:

$$R = E[C] = C_{00}P(D_0, H_0) + C_{01}P(D_0, H_1) + C_{10}P(D_1, H_0) + C_{11}P(D_1, H_1) \quad (2.9)$$

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

$$P(D_i, H_j) = P(D_i/H_j) \cdot P(H_j) = P(D_i/H_j) \cdot P_j = P_j \int_{Z_i} f_{Y/H_j}(y/H_j) dy \quad (2.10)$$

$$R = P_0 C_{00} P(D_0/H_0) + P_1 C_{01} P(D_0/H_1) + P_0 C_{10} P(D_1/H_0) + P_1 C_{11} P(D_1/H_1) \quad (2.11)$$

On trouve:

$$R = P_0 C_{00} \int_{Z_0} f_{Y/H_0}(y/H_0) dy + P_1 C_{01} \int_{Z_0} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy + P_0 C_{10} \int_{Z_1} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy + P_1 C_{11} \int_{Z_1} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy \quad (2.12)$$

Puisque les deux régions de décision sont complémentaires, $Z = Z_0 \cup Z_1$ et $Z_0 \cap Z_1 = \emptyset$, on peut exprimer le coût de Bayes R en fonction d'une seule région [13]:

$$R = P_0 C_{10} + P_1 C_{11} + \int_{Z_0} (P_1(C_{01} - C_{11}) f_{Y/H_1}(y/H_1) - P_0(C_{10} - C_{00}) f_{Y/H_0}(y/H_0)) dy \quad (2.13)$$

Les deux premiers termes dans cette expression constituent une pénalisation fixe, donc il est clair que le domaine Z_0 minimisera cette fonction risque et la solution de l'inégalité :

$$P_1(C_{01} - C_{11}) f_{Y/H_1}(y/H_1) - P_0(C_{10} - C_{00}) f_{Y/H_0}(y/H_0) < 0 \quad (2.14)$$

$$P_1(C_{01} - C_{11}) f_{Y/H_1}(y/H_1) < P_0(C_{10} - C_{00}) f_{Y/H_0}(y/H_0) \quad (2.15)$$

Tout y vérifiant l'une des deux inégalités ci-dessus appartiendra à Z_0 , et il est aussi admis que le coût de prendre une décision erronée est supérieur au coût de prendre une décision correcte. Telle que : $C_{01} > C_{11} > C_{10} > C_{00}$.

L'objectif est de minimiser le coût moyen, ce qui est équivalent à la règle de décision suivante:

$$\Lambda(y) = \frac{f_{Y/H_1}(y/H_1)}{f_{Y/H_0}(y/H_0)} \quad (2.16)$$

On appelle le rapport des densités conditionnelles dans l'équation précédente, le rapport de vraisemblance [13]. Où on a défini le seuil par :

$$y = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (2.17)$$

Ainsi la stratégie de détection s'écrira:

$$\Lambda(y) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.20)$$

2.7.2 Critère du maximum de vraisemblance :

L'approche considère tout simplement lequel des deux fonctions de vraisemblance $P(y/H_0)$ et $P(y/H_1)$ est la plus grande. Autrement dit, le seuil T est l'unité, et H_1 est sélectionné si $P(y/H_1)$ est supérieur à $P(y/H_0)$, et vice versa. Ceci est équivalent au schéma de Bayes pour $P(H_0) = P(H_1) = 1/2$. Ce critère est applicable aux systèmes de communication binaire dans lesquels on peut supposer que n'importe quel symbole donné est également susceptible d'être un 1 ou un 0 [6].

2.7.3 Critère de Neyman-Pearson

En pratique, il est souvent difficile d'attribuer des coûts réalistes et des probabilités a priori, et on ne peut pas, en conséquence, appliquer les deux approches Bayésienne ou du maximum de vraisemblance [6]. Les critères de Neyman-Pearson constituent, dans ces cas, une approche alternative. Ce critère utilise une autre stratégie à partir des probabilités P_d , P_{fa} et P_m (la probabilité de non-détection).

Au lieu de considérer l'occurrence de chaque hypothèse comme un phénomène aléatoire, et d'optimiser la performance moyenne, les tests de Neyman-Pearson agissent directement sur les mesures de performance P_d , P_{fa} et P_m , où il suppose de fixer la P_{fa} à une valeur α_c désirée et de maximiser la probabilité de détection P_d [13]. Pour cela, une fonction objective est construite:

$$J = P_m + \lambda (P_{fa} - r_0) \quad (2.21)$$

$$J = \int_{Z_0} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy + \lambda \left(\int_{Z_1} f_{Y/H_0}(y/H_0) dy - r_0 \right) \quad (2.22)$$

Où λ est le multiplicateur de Lagrange, qui vise à maximiser la fonction J . Il est défini de manière à vérifier deux contraintes contradictoires et non indépendantes : P_{fa} la plus grande possible, et, en même temps, une valeur de P_m la plus petite possible.

En utilisant les propriétés de densité de probabilité et l'espace d'observation, nous obtenons :

$$J = \int_{Z_0} (f_{Y/H_1}(y/H_1) - f_{Y/H_0}(y/H_0)) dy \quad (2.23)$$

Pour minimiser cette fonction objective, il faut trouver Z_0 , qui doit être déterminé de façon à satisfaire la contrainte. Ceci est obtenu en définissant le sous-espace Z_0 qui est la solution de l'inégalité suivante:

$$\frac{f_{Y/H_1}(y/H_1)}{f_{Y/H_0}(y/H_0)} < 1 \quad (2.24)$$

Et nous pouvons donner la règle de décision suivante :

$$\Lambda(y) = \frac{f_{Y/H_1}(y/H_1)}{f_{Y/H_0}(y/H_0)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.25)$$

2.8 Modélisation des cibles :

Depuis le développement des systèmes radar, des recherches approfondies ont été menées sur la détection et l'identification des cibles radar. Et comme il est connu, l'objectif du radar est de détecter et de caractériser des cibles dans le champ électromagnétique rétrodiffusé [1]. Le phénomène de diffusion se produit lorsque des ondes éclairent arbitrairement un obstacle. Toute hétérogénéité des paramètres électriques et magnétiques d'un milieu de propagation sert comme un obstacle pour les ondes radio. L'onde incidente affectée par les oscillations de l'obstacle que sont les origines du rayonnement secondaire (de diffusion) dans différentes directions. Il est particulièrement important pour le radar [11].

Parmi les problèmes d'identification des cibles radar, on trouve la spécification des diffusions des cibles, et qui représente un sujet pertinent. En effet, la section effective de rétrodiffusion de la structure de cible donne une contribution très significative à l'ensemble Radar.

2.8.1 La surface équivalente radar (SER) :

Lorsqu'un objet exposé à une onde électromagnétique disperse l'énergie incidente dans toutes les directions, la distribution spatiale de l'énergie est appelé alors diffusion. L'énergie diffusée vers la source de l'onde (appelé rétrodiffusion) constitue l'écho radar de l'objet. L'intensité de l'écho est décrite de manière explicite par la surface équivalente radar de

l'objet, reconnue généralement par l'abréviation SER. Les premiers articles sur le sujet, ont utilisé le terme zone de répercussion ou surface effective, et ces termes peuvent encore être trouvés dans la littérature technique contemporaine. La définition formelle de la SER est donnée par [2] [11] :

$$\tau_0 = 4fR^2 \frac{|E_s|^2}{|E_i|^2} \quad (2.26)$$

Où :

E_i est le champ incident ou la force du champ électrique de l'onde incidente frappant la cible.

E_s est le champ rétrodiffusé ou la force du champ électrique de l'onde diffusée vers le radar.

R la distance radar-cible.

Les cibles sont de formes complexes et à des caractéristiques différentes, telles que le volume, la forme et l'orientation. Une cible se comporte donc comme une antenne de forme complexe. Ce qui exprime que le taux de réflexion de l'énergie interceptée (le faisceau électromagnétique émis par le radar) dans la direction du radar, est en fonction de la surface de réflexion effective attribuée à chaque surface de cible. Les échos de cibles de toutes les formes, sauf une sphère métallique, varie de façon significative suivant l'orientation, ce qui introduit des variations de la SER appelées fluctuations [2].

2.8.2 Fluctuation des cibles :

La conception et l'analyse des systèmes radar nécessitent la spécification correcte de la SER cible pour l'évaluation des performances du radar dans diverses conditions. La portée de détection d'une cible fluctuante dans un bruit de fond est l'une de ces mesures de performance. Le problème de l'évaluation a été systématiquement étudié après la seconde guerre mondiale, mais les résultats généralisés de cette étude ont été publiés seulement en 1960 par Marcum, et Swerling [11].

Plusieurs modèles décrivent les fluctuations des cibles, parmi lesquels, il existe quatre modèles proposés par Swerling. Ces modèles supposent que la fluctuation de la SER de cible est de distribution Rayleigh ou une dominante plus la distribution Rayleigh avec indépendance statistique d'un balayage à un autre (scan-to-scan fluctuating) ou d'une impulsion à une autre (pulse-to-pulse fluctuating) selon les mouvements de la cible sur sa trajectoire [13].

- **Cibles de type Swerling 1 :**

Le modèle de swerling 1 caractérise les cibles lentement fluctuantes. Dans ce cas, la puissance du signal retournée par impulsion pour n'importe quel balayage est supposée être constante, mais ces impulsions d'écho sont indépendantes d'un balayage à un autre, donc le modèle de la cible est une simple variable aléatoire indépendante, de distribution Rayleigh donnée par :

$$P(x) = \frac{1}{\sigma_s} \exp\left(-\frac{x}{\sigma_s}\right) \quad x > 0. \quad (2.27)$$

σ_s : est la surface équivalente radar moyenne sur toutes les fluctuations de la cible (moyenne de la SER ou du rapport de puissance signal à bruit, x).

- **Cibles de type Swerling 2 :**

Ce modèle caractérise les cibles rapidement fluctuantes. Les impulsions d'écho, reçues de la cible pour un balayage, sont supposées être indépendantes d'une impulsion à une autre au lieu d'un balayage à un autre. La fonction de densité de probabilité pour la section transversale de la cible est la même que celle donnée dans (2.27).

- **Cibles de type Swerling 3 :**

Le modèle de swerling 3, comme dans le cas du Swerling 1, caractérise les cibles lentement fluctuantes, mais avec une fonction densité de probabilité donnée par :

$$P(x) = \frac{4x}{\sigma_s^2} \exp\left(-\frac{2x}{\sigma_s}\right) \quad x > 0. \quad (2.28)$$

- **Cibles de type Swerling 4 :**

Dans ce cas, les fluctuations sont d'une impulsion à une autre comme dans le cas des cibles de type Swerling 2, mais la fonction de densité de probabilité est donnée par (2.28).

2.9 Bruit et échos parasites :

Le type de bruit le plus important dans les communications et les systèmes de détection qui peut être traité statistiquement de façon systématique est le bruit thermique. Le bruit thermique provient de courants aléatoires dus au mouvement des électrons dans les composants de récepteurs (effet de l'agitation électronique dans des conducteurs du récepteur) tels que les résistances.

2.9.1 Le clutter :

Le Clutter est un terme utilisé pour décrire tout objet susceptible de générer des échos radar indésirables et qui peuvent nuire au fonctionnement normal des radars. Généralement, le clutter est généré, soit par des centres diffuseurs répartis en volume dans l'atmosphère, comme les objets volants conçus par l'être humain, les nuages, les précipitations, les insectes, les oiseaux et les inhomogénéités de l'atmosphère, soit par les aspérités de la surface terrestre. Le clutter peut être subdivisé en deux catégories: les échos fixes, qui sont produits par les terrains accidentés, mer non agitée, les montagnes, les collines et les structures artificielles; Et les échos mobiles qui comportent les échos de mer agitée, les surfaces des véhicules et autres. D'une manière générale, on ne peut pas donner une définition unique au clutter, puisqu'une cible pour un certain utilisateur peut être un fouillis pour un autre, par exemple, pour le météorologue, les précipitations, la cible et les avions sont des fouillis. Parmi les effets négatifs du clutter sur la détection, est qu'il peut masquer certaines cibles lors de leur passage à travers des régions occupées par les échos de ce dernier et de générer des fausses alarmes qui peuvent dévier l'attention à des ressources provenant de cibles réelles. Les échos de clutter peuvent produire de fausses pistes et augmenter les erreurs de poursuite [10] [7]. On peut noter que le clutter des surfaces est fortement variable, c'est la nature de la rugosité de la surface, qui détermine les propriétés de l'écho radar, tandis que le clutter ponctuel peut être plus prévisible [7].

Les échos de Clutter sont aléatoires et ont des caractéristiques de type bruit thermique du fait que les composantes individuels de clutter (diffuseurs) ont des amplitudes et des phases aléatoires. Dans de nombreux cas, le niveau du signal de clutter est beaucoup plus élevé que le niveau de bruit du récepteur. Ainsi, l'aptitude du radar à détecter les cibles noyées dans un clutter élevé dépend du rapport signal-à-Clutter (RSC) que le rapport signal-à-bruit RSB [3].

2.9.2 Modèles de clutter :

Il ya deux objectifs liés à la modélisation de bruit et d'échos parasites. Le premier, est de développer une explication sur les comportements des signaux observés, pour mieux comprendre les facteurs physiques et électromagnétiques qui jouent un rôle dans la formation du signal parasite. Sur la base du succès du premier objectif, le deuxième sera de produire un modèle à base physique, avec lequel un signal parasite représentatif peut être généré, pour s'étendre à tester des algorithmes de récepteurs en présence des perturbations, quand les données réelles ne sont pas suffisamment disponibles [7].

Dans la détection radar, la prédiction du niveau de fouillis affecte fortement les performances de détection, en termes de probabilité de détection et probabilité de fausse alarme. Le modèle gaussien a été largement considéré, mais il a montré des limites lorsqu'on considère des radars à haute résolution. Plusieurs autres modèles ont été considérés, comme les distributions log-normale, Weibull et la distribution K. Généralement, on peut dire que chaque modèle décrit les spécifications d'un certain environnement de détection.

- **Le modèle Weibull :**

La fonction densité de probabilité fdp, de la loi de Weibull est donnée par [13]:

$$f_x(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) ; x \geq 0. \quad (2.29)$$

Où c et b représentent respectivement les paramètres de forme et d'échelle.

Pour $c = 1$ et $c = 2$, la distribution Weibull est identique aux distributions, exponentielle et Rayleigh respectivement.

- **Le modèle Rayleigh :**

Ce modèle est un cas particulier de la distribution de Weibull pour $c = 2$. Il est basé sur l'hypothèse selon laquelle le signal réfléchi provenant de nombreux diffuseurs uniformes et indépendants, situés de manière aléatoire au sein de la zone de surface de clutter illuminée par le radar.

- **Le modèle Log-normal:**

La distribution log-normal est donnée comme suit [13]:

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.30)$$

Où μ est la moyenne de $\ln(x)$ et σ^2 est la variance de $\ln(x)$.

Le moment d'ordre k caractérisant la puissance du clutter est donné par :

$$E[X^k] = \int_0^\infty x^k f_x(x) dx = \int_0^\infty x^k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \quad (2.31)$$

- **Le modèle K :**

La distribution K est apparue principalement pour représenter le clutter de mer. Une variable aléatoire x avec la fdp de modèle K est défini par [13]:

$$f_x(x) = \frac{4}{b\Gamma(v)} \left(\frac{x}{b}\right)^v K_{v-1}\left(\frac{2}{b}x\right); x \geq 0 \quad (2.32)$$

Où $K_\nu(x)$ est la fonction de Bessel modifiée, b est le paramètre d'échelle, ν est le paramètre de forme et Γ est la fonction gamma.

2.10 Conclusion :

Dans ce chapitre, on a présenté brièvement le principe de fonctionnement d'un système radar ainsi que les différents composants de base qui constituent de tels systèmes, en plus des différentes opérations de traitement du signal radar, basées sur la détection d'échos obtenus par réflexion du signal émis. La classification des systèmes radars a été exposée, avec une description plus détaillée du radar à impulsions et de ces caractéristiques, du fait que ce dernier est le plus utilisé de nos jours. Puis, on a abordé le principe de détection de cibles, commençant par quelques rappels sur la théorie de la décision et les critères de choix du seuil de détection. Ensuite, on a proposé une description des quatre modèles de fluctuation des cibles selon Swerling, de même que les différents types de bruits existants dans l'environnement de fonctionnement de tels systèmes, avec bien sûr quelques statistiques liées à la modélisation du clutter. On conclut alors que la théorie de décision dans le domaine de détection radar tente de distinguer entre l'information portant des signaux utiles et entre le bruit ou les interférences à travers un critère de décision. Ainsi, les propriétés du radar, la forme de la cible et l'environnement contribuent de façon claire à déterminer la distance maximale à laquelle le radar est capable de détecter une cible, en plus de la qualité de cette détection.

Chapitre 3

La Détection à Taux de Fausse Alarme Constant

Résumé

Dans ce chapitre, nous allons présenter en premier lieu les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR, introduite dans le but d'adapter la détection des cibles à l'environnement dans lequel cette détection est effectuée. Aussi l'architecture de quelques types de détecteurs CFAR, sera évoquée ainsi que les méthodes d'estimation du niveau de clutter adoptées par ces détecteurs afin de permettre une meilleure qualité de détection. La fin du chapitre sera consacrée à une introduction aux systèmes distribués avec un centre de fusion de données.

- 3.1 Introduction.**
- 3.2 Détection CFAR.**
- 3.3 Concept de base des détecteurs CFAR**
- 3.4 Littérature sur quelques types de détecteurs CFAR.**
- 3.5 Détection distribuée CFAR.**
- 3.6 Les systèmes de détection distribuée.**
- 3.7 Conclusion.**

3.1 Introduction :

Le signal reçu par le récepteur radar dépend considérablement de la présence du bruit thermique produit par le radar lui-même qui est inévitable, des échos non désirés, typiquement due au retour de l'environnement naturel tel que la surface de terre, la surface de mer, la pluie, ce qui représente le clutter, et des retours d'autres cibles désignées sous le nom de cibles interférentes. Les caractéristiques aléatoires de ces échos influent sur les performances du détecteur radar pendant l'opération de détection des cibles. Dans la détection du signal radar simple, il existe deux types d'hypothèse ; signaler présent et signaler absent (bruit seulement), et pour chaque hypothèse, il ya des expressions de probabilités des résultats possibles. Donc sur la base de l'observation de l'environnement radar, on peut prendre une décision sur l'absence ou la présence des cibles, ce qui signifie que le problème est un problème de décision statistique. Le mécanisme de traitement dans ces systèmes est déterminé par un processeur conçu pour avoir un taux de fausse alarme constant tout en maximisant la probabilité de détection de cible, alors que la fonction principale des systèmes radar est de décider la présence ou l'absence d'une cible en plus de la localisation de cette cible.

Dans le cas où la cible est réellement présente, le système va soit la détecter correctement, soit la manquer. Et dans le cas contraire où il n'y a pas de cible, le radar peut indiquer qu'aucune cible n'est présente, ou activer une fausse alerte. Cependant, d'un point de vue pratique, la fonction de système radar n'est pas seulement leur aptitude à la détection des cibles avec une probabilité de détection élevée, mais aussi et simultanément le contrôle de taux de fausse alarme à la valeur spécifiée.

Dans les systèmes radar modernes, le taux de fausse alarme est automatiquement maintenu à une valeur constante par l'ajustement adaptative du seuil de détection, selon le niveau du signal parasite de l'environnement, par l'utilisation du processeur à taux de fausse alarme constante CFAR. L'adaptation du seuil est basée sur l'estimation du signal parasite provenant de la cellule de portée considérée [1].

3.2 Détection CFAR :

La détection des cibles à travers le processus de réception des échos, consiste à dériver la structure de réception optimale sur la base d'un critère de décision qui utilise les principes de la théorie de décision statistique et de l'estimation du bruit de l'environnement. L'objectif ici, est d'extraire une information du signal utile, provenant d'un écho de cible et noyée dans

des signaux parasites, bruit thermique plus clutter et qui sont généralement de nature statistique non stationnaire. Le principe est de formuler l'opération en tant que test d'hypothèses, pour obtenir une décision sur la présence ou l'absence de la cible suivant les résultats de comparaison à un seuil (th), calculé en fonction de la probabilité de détection et de la probabilité de fausse alarme spécifiées sur un intervalle d'observation. La stratégie de détection est développée via des critères de décision statistiques et des modèles de fluctuation de cibles, de bruit de fond et d'interférences. Les applications de la détection classique utilisant un seuil de détection fixe, sont limitées à des milieux avec un niveau de bruit moins changeant. Cependant, dans le cas d'un environnement avec présence de clutter non stationnaire, la probabilité de fausse alarme est extrêmement sensible aux petits changements de la valeur moyenne de l'énergie retournée par la cible ou l'environnement. Pour une détection d'impulsion unique, la probabilité de fausse alarme est donnée par [13] :

$$Pfa = \exp\left(-\frac{th^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.1)$$

Où, th est le niveau de seuil et σ^2 est la variance du bruit total.

Une variation de $3d$ de la puissance du bruit peut provoquer une augmentation de la P égale à 10^{-4} , comme représenté sur la figure 3.1. Cette augmentation considérable de la P , rend ainsi l'écrêtement sur un seuil fixe intolérable à cause de la saturation, que ce soit de l'opérateur humain ou du calculateur. Cette limitation corrigée par l'adaptation du seuil de décision sur le niveau du signal parasite de façon à ce que le signal de réponse à la sortie du récepteur présente un nombre de fausses alarmes constant. Le seuil, utilisé dans ce cas, est obtenu par l'estimation du signal parasite provenant de l'environnement de détection.

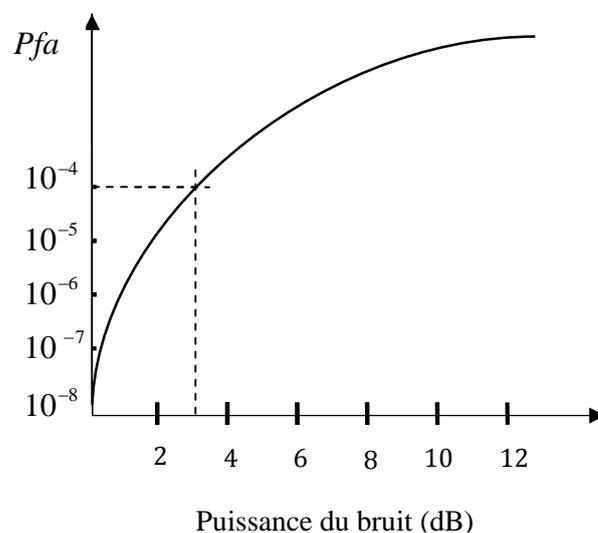


Fig. 3.1 Sensibilité de P à la puissance de bruit (dB)

3.3 Concepts de base des détecteurs CFAR :

Dans un détecteur CFAR, les échos parcourent une série de cellules de portée qui sont de nombre impaire. La cellule d'intérêt ou la cellule sous test est une cellule centrale qui présente le signal détecté, il est préférable d'exclure quelques cellules adjacentes à la cellule sous test afin d'éviter la dégradation des performances radar qui peut résulter du chevauchement de la puissance entre les cellules de portés et la cellule sous test.

Comme nous l'avons déjà indiqué, un détecteur CFAR, adopte un seuil adaptatif, afin de maintenir un taux de fausses alarmes constant quelle que soit la puissance du clutter. Toutefois, en raison de la diversité de l'environnement de détection radar (cibles multiples, changements brusques de clutter, etc...), il n'existe pas un système CFAR universel. En règle générale, le seuil d'adaptation, th , d'un système CFAR est le produit de deux termes, l'un est un facteur d'échelle dit multiplicateur de seuil T qui permet de maintenir la P à la valeur désirée, et l'autre est une estimation de la puissance inconnue du bruit total plus le clutter dans la cellule sous test. L'échantillon dans la cellule sous test est comparé à ce seuil, afin de déterminer la présence ou l'absence d'une cible.

Une variété de techniques CFAR a été développée en fonction de la logique utilisée pour estimer le niveau de puissance du bruit inconnu.

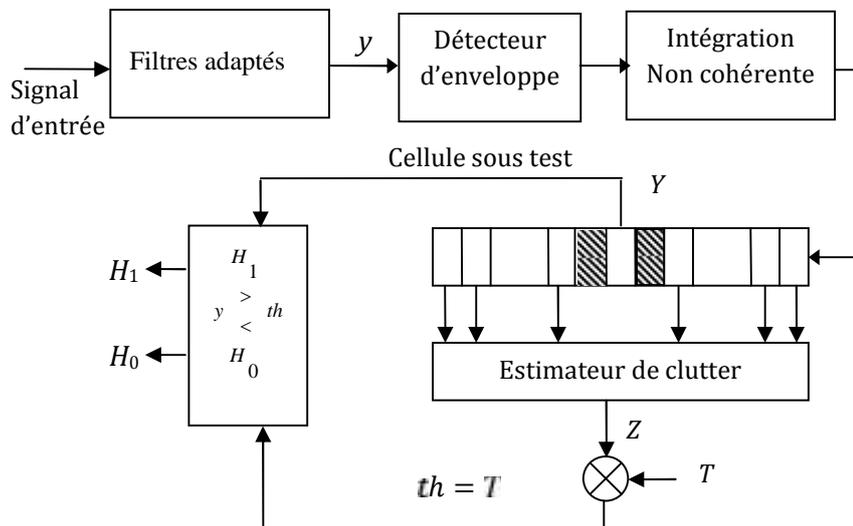


Fig 3.2 Schéma de détection d'un radar à seuil adaptatif

La règle de décision sera donc :

$$\begin{array}{c}
 H_1 \\
 > \\
 Y \quad TZ \\
 < \\
 H_0
 \end{array} \tag{3.2}$$

Etant donné que si le bruit et les cibles de type Rayleigh ont des composantes en quadrature gaussienne, alors la sortie du détecteur quadratique est exponentiellement distribuée. Prenons le cas où le modèle statistique de la cible au niveau de la cellule sous test, appelée la cible principale, est une cible lentement fluctuante selon le cas de Swerling 1. Le rapport signal-à-bruit de la cible est noté par S . Et pour le cas où le bruit total de fond est gaussien blanc. Ainsi, les échantillons $\{y_i\}$ pour $i=0, \dots, N$ à la sortie du détecteur quadratique sont de distribution exponentielle. Si σ^2 est la variance du bruit, alors la fonction de densité conditionnelle de la sortie de la cellule sous test est donnée par [13] :

$$f_{Y \setminus H_i} (y \setminus H_i) = \begin{cases} \frac{1}{2\sigma^2(1+S)} \exp\left(-\frac{y}{2\sigma^2(1+S)}\right) & , \text{Pour } H_1 \\ \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{y}{2\sigma^2}\right) & , \text{Pour } H_0 \end{cases} \tag{3.3}$$

L'hypothèse H_0 représente le cas du bruit seul, tandis que l'hypothèse H_1 représente le cas de bruit plus le signal de cible. La probabilité de détection et de fausse alarme sont respectivement données par :

$$Pd = \int_0^{+\infty} P(Y > TZ \setminus H_1) f_Z(Z) dZ \tag{3.4}$$

Et,

$$Pfa = \int_0^{+\infty} P(Y > TZ \setminus H_0) f_Z(Z) dZ \tag{3.5}$$

Où Z est le niveau de puissance du bruit de fond estimé, $f_Z(z)$ est la fonction de densité de Z . Notons, que $f_Z(Z)$ dépend de la nature de l'estimation effectuée. C'est ce que nous allons aborder à travers la présentation du mécanisme d'estimation dans certains détecteurs proposés dans la littérature de détection CFAR.

3.4 Littérature sur quelques types de détecteurs CFAR :

Parmi les processeurs CFAR qui sont principalement utilisés dans la littérature radar, on peut citer trois approches différentes. Le processeur CFAR à seuil adaptatif, non paramétrique et les techniques de réception non linéaires [3]. Le processeur CFAR adaptative suppose que la distribution d'interférences est connue et conçoit une approximation des paramètres inconnus associés à ces distributions. Les processeurs CFAR non paramétriques, tendent habituellement à accommoder les interférences de distributions inconnues. La troisième approche utilise les techniques de réception non linéaires, qui tentent à normaliser les interférences par la moyenne des racines carrées des amplitudes.

3.4.1. Détecteur CA-CFAR (Cell Averaging CFAR) :

Finn et Johnson sont arrivés à présenter une méthode d'estimation adaptative du seuil de détection [15]. Cette technique, qui fut la première à être utilisée, appelée CA-CFAR et qui fait un moyennage de cellules, est plutôt valable pour un environnement homogène. La technique repose sur l'estimation du bruit dans la cellule de résolution considérée (cellule sous test), par la moyenne arithmétique du niveau de bruit dans des cellules de résolution contiguës (cellules de référence). Ces cellules sont réparties sur deux fenêtres situées de part et d'autre de la cellule sous test (figure 3.3). L'estimé (Z) est ensuite multiplié par un facteur d'échelle appelé, facteur multiplicatif de seuil (T), qui permet de garder le taux de fausses alarmes constant, et ainsi, de maintenir la P à la valeur désirée. La sortie de la cellule sous test est ensuite comparée au seuil adaptatif th , dans le but de prendre une décision.

Sous l'hypothèse que la distribution du bruit est exponentielle et les échantillons sont identiquement distribués, les performances de détection du détecteur CA-CFAR est optimal. Dans ce sens, la probabilité de détection se rapprochera de celle du détecteur idéal de Neyman-Pearson, lorsque le nombre de cellules de référence N devient infinie [13]. La

probabilité de fausse alarme sera : $P_f = \frac{1}{[1+T]^N}$

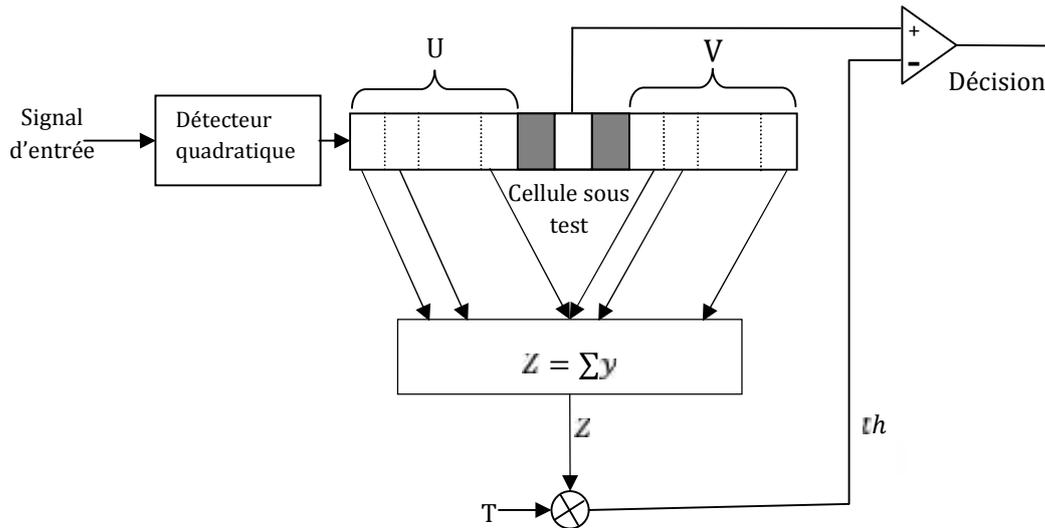


Fig. 3.3. Schéma fonctionnel du détecteur CA-CFAR

3.4.2. Détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR :

La présence de discontinuité du clutter (bord de clutter), provoque une diminution ou une augmentation de la P_{fa} , même avec l'utilisation du détecteur CA-CFAR. Hansen et Sawyers [16] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of CFAR), pour contrôler l'augmentation de la P_{fa} dans ces situations. Ce détecteur utilise le maximum entre les deux fenêtres de référence U et V comme estimateur du niveau de clutter, ce qui permet de faire une bonne estimation du seuil et une adaptabilité rapide aux changements dans l'environnement. Cependant, en présence des cibles interférentes dans l'une des deux fenêtres de référence U et V le masquage des cibles peut être provoqué, et par conséquent, les performances du détecteur GO-CFAR se dégradent aussi. Trunk [17], a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR (Smallest-Of CFAR), afin d'améliorer la résolution des cibles étroitement espacées. Pour ce dernier, les contenus des deux fenêtres de référence U et V entourant la cellule sous test sont additionnés, et le plus petit des deux est utilisé comme estimateur du niveau de clutter. Ainsi, ces deux variantes de CA-CFAR sont en mesure de traiter l'un ou l'autre des problèmes rencontrés avec le CA-CFAR, mais pas les deux. Pour cela, des estimateurs basés sur les statistiques d'ordre sont connus pour être plus robuste.

3.4.3. Détecteur OS-CFAR :

Les performances du CA-CFAR sont optimales dans les milieux homogènes. Cependant, l'hypothèse de ces derniers n'est plus valable en présence de cibles interférentes. Dans de telles situations, la performance du processeur CA-CFAR est sérieusement dégradée.

Différentes techniques CFAR ont été proposées pour améliorer la détection dans les milieux non homogènes, pour divers applications. En particulier, dans le cas de présence des cibles interférentes, Rohling a tout d'abord proposé un test de statistique d'ordre pour la détection CFAR [18], ce qui a été analysé plus tard par Gandhi et Kassam [19].

Les détecteurs OS-CFAR (Ordre Statistic CFAR) ont révélé de bonnes performances en présence d'interférences. La technique d'estimation utilisée dans ce cas, effectue un arrangement des observations dans la fenêtre de référence, dans l'ordre croissant suivant leurs amplitudes, et par la suite, la sélection de l'échantillon d'ordre k ($X(k)$) pour l'estimation de la statistique Z , pondérée par le facteur T suivant la Pfa_i souhaitée.

Le rang de la statistique d'ordre à utiliser est déterminé à l'avance, et il peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle $1 \leq k \leq N$. Rohling a montré dans [18], que pour des applications radar dans un environnement Gaussien, le choix de $k=3N/4$ représente un bon estimateur.

Le détecteur OS-CFAR a une petite perte de détection par rapport au détecteur CA-CFAR en milieux homogène, mais peut résoudre les problèmes de présence des cibles interférences rapprochées. Cependant, il nécessite un temps de traitement plus long que le détecteur CA-CFAR. Les probabilités de détection et de fausse alarme dans le cas du OS-CFAR pour un environnement homogène sont données respectivement par :

$$Pd_i = \prod_{j=0}^{k-1} \frac{(N-j)}{\left(N-j + \frac{T}{(1+S)}\right)} \quad (3.6)$$

$$Pfa_i = \prod_{j=0}^{k-1} \frac{(N-j)}{(N-j+T)} \quad (3.7)$$

L'efficacité de l'utilisation d'un seul échantillon pour l'estimation du seuil de détection est clairement présentée dans les milieux homogènes avec la présence de cibles interférentes. Cependant, le détecteur OS peut présenter une augmentation significative du taux de fausses alarmes dans les régions de transition de puissance du clutter. Gandhi et Kassam ont proposés une autre méthode pour détourner ce problème, le détecteur d'ordre statistique adaptative (AOS) [20]. Le AOS-CFAR agit comme un détecteur OS-CFAR, mais dont le paramètre k est choisi en fonction du résultat d'un test d'hypothèse, qui tente de détecter la présence d'une transition de puissance du clutter dans chaque fenêtre de référence.

3.4.4. Détecteur TM-CFAR :

Le détecteur à moyenne écrêtée TM-CFAR (Trimmed Mean CFAR) qui a été proposé par Gandhi et Kassam [19], peut être considéré comme une généralisation du détecteur OS-CFAR, dans lequel la puissance du bruit est estimée par une combinaison linéaire des échantillons de cellules de portée ordonnées selon leurs puissances croissantes et un certain nombre prédéfini à l'avance, des plus grandes et des plus petites valeurs sont éliminées pour qu'ensuite l'estimation soit accomplie comme dans le cas des détecteurs CA-CFAR. Cette technique est robuste en cas d'interférences et en environnement de clutter impulsif. La statistique Z est donnée par [19] :

$$Z = \sum_{j=T_1+1}^{N-T_2} X_{(j)} \quad (3.8)$$

Où T_1 et T_2 : représentent l'extrémité inférieure et supérieure des d'échantillons, ordonnés successivement.

Autrement dit, les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR sont des cas particuliers du détecteur TM-CFAR avec $(T_1, T_2) = (0, 0)$ et $(k-1, N-k)$, respectivement.

Comme expliqué précédemment, la tâche principale du détecteur TM-CFAR est de réguler la probabilité de fausse alarme à un niveau désiré dans un environnement de clutter variant, ceci à travers la moyenne arithmétique après la suppression des échantillons ordonnés à partir de deux côtés maximale et minimale de la fenêtre contenant les cellules de référence.

3.5 Détection distribuée CFAR :

La fusion de données et la détection distribuée ont été largement étudiées et de nombreux résultats ont été obtenus au cours de plus de 30 années. Les systèmes de détection distribués sont nécessaires lorsque les facteurs de performance du système tels que la vitesse, la fiabilité, et la contrainte sur la bande passante de communication sont pris en compte [27]. Dans les techniques de détection distribuée, chaque détecteur envoie, soit une décision binaire ou une forme condensée de l'information statistique, à propos des observations disponibles au niveau de chaque détecteur, au centre de fusion, où une décision finale au sujet de la présence d'une cible est faite. Ces techniques ont été appliquées à plusieurs types de détecteurs CFAR. On peut citer en particulier, la première application de cette technique présentée dans les travaux de Barkat et Varshney [22][23], où ils ont considéré un système de détection utilisant plusieurs détecteurs CA-CFAR avec un centre de fusion de données. Dans

leur approche, chaque détecteur CA-CFAR transmet une décision binaire au centre de fusion où une décision globale est obtenue sur la base de la règle de fusion sélectionnée, AND ou OR. La technique montre une amélioration dans le pouvoir décisionnel. Le schéma topologique du système proposé est illustré par la figure 3.4, lequel représente la forme générale de la technique développée, qui consiste à déterminer les valeurs des seuils adaptatifs qui maximisent la probabilité de détection globale pour une probabilité de fausse alarme globale donnée. Plusieurs travaux concernant la détection décentralisée et qui font appel à la même technique, mais qui traitent des problèmes différents, ont été par la suite présentés par d'autres auteurs, en particulier les travaux de Elias Fusté et al [24], dans lequel ils ont présenté une approche similaire en prenant comme règle de fusion "k parmi N", pour un environnement non homogène. Ils ont considéré, en plus du CA-CFAR, la technique d'ordre statistique OS-CFAR, et ils ont déterminé la règle de fusion optimale.

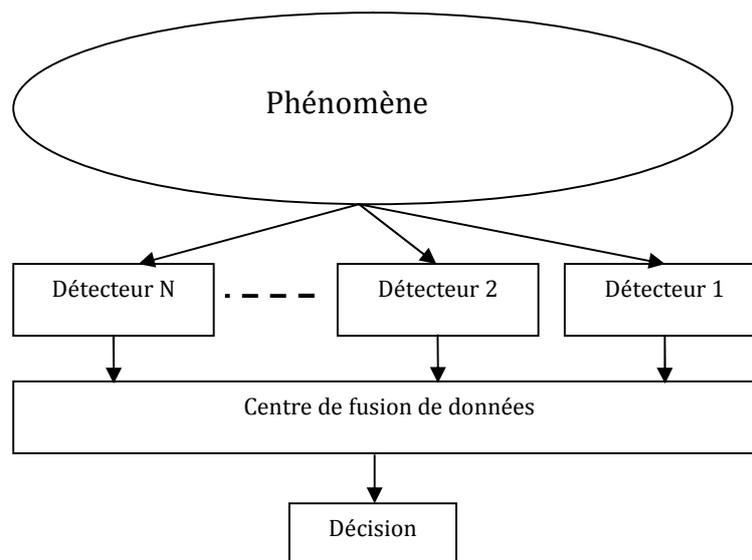


Fig. 3.4 Système de détection distribuée avec centre de fusion.

Par la suite, ces systèmes ont été largement étudiés, et des travaux sont concentrés sur l'étude des systèmes proposés pour différentes situations de l'environnement. Parmi ces études on peut citer une étude dans [27], consacrée à l'évaluation des performances des systèmes distribués CFAR, opérant dans différentes conditions de fouillis de fond. L'analyse prend en compte la détection de la cible de type Rayleigh pour différents modèles de clutter. Une autre étude dans [26], analyse les caractéristiques de performance des détecteurs distribués CA et OS-CFAR en comparant leurs performances pour le cas de systèmes à deux et à trois-détecteurs dans un milieu homogène, ainsi que dans le cas de transitions de clutter

et avec la présence de cibles multiples. Dans [25], une analyse des performances du système distribué OS-CFAR avec centre de fusion dans les deux environnement homogène et non-homogène montre que dans le cas non-homogène, et pour plusieurs scénarios constitués de multiples cibles interférentes et transition de clutter, la performance du système distribué OS-CFAR est très robuste, et que pour les mêmes scénarios non homogènes, il a également été montré que les performances du système de détection distribué CFAR est amélioré considérablement si le système distribué OS-CFAR est utilisé à la place du système de détection distribué CA-CFAR.

3.6. Les systèmes distribués :

Un système de détection distribué est un système à M -détecteur CFAR et un centre de fusion, comme représenté sur la figure 3.4, où chaque détecteur i , $i = 1, 2, \dots, M$, intègre N observations à fin d'estimer le seuil de détection et effectue une décision D_i , $i = 1, 2, \dots, M$, avec :

$$D_i = \begin{cases} 0 & \text{si le détecteur } i \text{ décide } H_0 \\ 1 & \text{si le détecteur } i \text{ décide } H_1 \end{cases} \quad (3.9)$$

Où H_0 et H_1 représentent respectivement les hypothèses de l'absence et de la présence de la cible. Les décisions partielles D_i , $i = 1, 2, \dots, M$, sont ensuite transmises au centre de fusion de données pour obtenir une décision D_0 globale, avec $D_0 = 0$ ou 1 . L'objectif est de trouver des seuils optimaux locaux Q_i , $i = 1, 2, \dots, M$, qui maximisent la probabilité de détection du système global Pd , sachant que la PFa globale doit être inférieure ou égale à une valeur désiré α_0 . Les seuils adaptatifs Q_i , sont mis à l'échelle par les multiplicateurs de seuil T_i , $i = 1, 2, \dots, M$, et qui sont obtenus de façon à optimiser le système global suivant la fonction objective :

$$J(T_1, T_2, \dots, T_M) = Pd(S, T_1, T_2, \dots, T_M) + \lambda [PFa(T_1, T_2, \dots, T_M) - \alpha_0] \quad (3.10)$$

Où λ est le multiplicateur de Lagrange. Pour maximiser la probabilité de détection globale, il faut résoudre le système d'équations non linéaires résultant des dérivées partielles de la fonction objective par rapport à T_i , $i=1, 2, 3, \dots, M$, donnée par :

$$\frac{\partial J(S, T_2, \dots, T_M)}{\partial T_i} = 0 \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (3.11)$$

Une fois les multiplicateurs de seuil T_i , $i = 1, 2, \dots, M$, sont obtenus, tout les Pfa_i sont fixés et la Pd optimale résulte. Dans ce qui suit, et pour un système constitué de M détecteurs CFAR, nous donnons des résultats spécifiques pour les règles de fusion AND et OR. Pour lesquelles on peut trouver les multiplicateurs de seuil optimal qui maximise la Pd tandis que la Pfa est maintenue à la valeur souhaitée.

- **Règle de fusion AND :**

Pour la règle de fusion AND, la décision globale au centre de fusion est “1” si et seulement si tous les détecteurs décident “1”. Les probabilités globales de détection, Pd et de fausse alarme Pfa , globales sont données par :

$$Pd = \prod_{i=1}^M Pd_i \quad (3.12)$$

Et :

$$Pfa = \prod_{i=1}^M Pfa_i \quad (3.13)$$

- **Règle de fusion OR :**

En revanche, pour la règle de fusion OR, la décision globale est égale à zéro, si et seulement si, tous les détecteurs décident zéro. Les probabilités globales sont données par :

$$PM = \prod_{i=1}^M Pm_i \quad (3.14)$$

Et :

$$Pfa = 1 - \prod_{i=1}^M (1 - Pfa_i) \quad (3.15)$$

Où PM est la probabilité de perte globale, avec $PM=1-Pd$.

Pour déterminer les multiplicateurs de seuil T_i , optimaux qui maximisent la Pd , il faut remplacer les fonctions des probabilités globales, selon la règle adoptée que se soit la règle AND ou OR, dans la fonction objective, et de fixer la Pfa à la valeur souhaitée.

3.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté la détection adaptative CFAR, ce qui comprend le concept de base d'un système CFAR et son mécanisme de traitement, face aux problèmes

liés au nombre excessif de fausses alarmes et de saturation du matériel ou du personnel, causés par l'utilisation d'un seuil fixe dans un environnement non stationnaire. Nous avons présenté ensuite, quelques détecteurs CFAR et les techniques d'estimation adoptées par chaque type de détecteur, ainsi que le développement remarquable offert à travers la diversité de ces techniques. Dans le reste du chapitre, le travail a été consacré à l'étude des systèmes distribués avec un centre de fusion de données et les avantages qu'ils offrent, par rapport aux systèmes à un seul détecteur, au niveau de la fiabilité et de la vitesse de ces systèmes, et en plus, au niveau de l'amélioration des performances de détection. Plusieurs travaux, dans la littérature, ont montré l'efficacité de l'utilisation des systèmes distribués par rapport aux systèmes à détecteur unique, et ceci que ça soit pour le CA-CFAR ou l'OS-CFAR.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter une technique de l'intelligence artificielle inspirée de l'interaction des individus évoluant en essaims, afin de l'appliquer au problème d'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR.

Chapitre 4

Optimisation par Essaims de Particules

Résumé :

Dans ce chapitre, nous allons présenter en premier lieu, la nécessité d'utiliser des techniques d'optimisation avancées pour des problèmes complexes, notamment, l'optimisation par essaims de particules. Ensuite, nous allons explorer l'implémentation du paradigme des essaims de particules, en élaborant d'abord l'algorithme ainsi que le mécanisme de recherche qui le rend fonctionnel. Nous examinerons alors, les effets des différentes topologies de voisinage. Ensuite, nous aborderons la difficulté de sélection des paramètres, en se concentrant sur les moyens facilitant la convergence et l'évitement de l'explosion de l'essaim. Ces approches comprennent le fruit de plusieurs améliorations appliquées sur l'algorithme PSO.

- 4.1 Introduction.**
- 4.2 Les essaims de particules.**
- 4.3 Optimisation par essaims particuliers.**
- 4.4 L'aspect formel de l'optimisation par essaims de particules.**
- 4.5 Topologie d'un essaim de particules et notion de voisinage.**
- 4.6 L'algorithme PSO.**
- 4.7 Choix des paramètres.**
- 4.8 Conclusion.**

4.1 Introduction :

L'introduction au principe d'optimisation par essaims de particules conduit, inévitablement, à aborder les principaux raisons de ce sujet. Si nous prenons en considération la diversité du monde réel et les problèmes auxquels nous sommes confrontés, qui atteignent souvent des niveaux remarquablement élevés de complexité, et qui nécessitent leur résolution ; En outre, la taille excessive de l'espace des solutions possibles, constituent les deux facteurs majeurs qui sont à l'origine des méthodes d'optimisation proposées.

A partir de là, et face à la difficulté de résolution des problèmes complexes, en particulier, ceux de nature combinatoire, il en a résulté un besoin d'outils privilégié et efficace pour atteindre cet objectif. Certains types de problèmes semblent tout à fait prêts à des méthodes exactes, en particulier à quelques unes des méthodes contenues dans les principaux logiciels commerciaux pour la programmation mixte en nombres entiers. Pourtant, même avec ces approches, le temps nécessaire pour résoudre exactement de nombreux problèmes apparaît à dépasser toute mesure raisonnable, y compris dans certains cas, des mesures d'échelle astronomique. Il a été supposé qu'une méta-heuristique réussit là où des méthodes exactes échouent en raison de leur capacité à utiliser des stratégies de grande flexibilité, ce qui permet de garantir qu'une convergence va inévitablement être obtenue [28].

Les méta-heuristiques sont une classe de méthodes approximatives qui ont été développées de façon spectaculaire depuis leur création au début des années 1980. Ils sont conçus pour attaquer des problèmes d'optimisation complexes où les méthodes heuristiques et d'optimisation classiques n'ont pas réussi à être efficaces. Une méta-heuristique est formellement définie comme un processus de génération itérative qui subordonne et qui guide une heuristique, en combinant intelligemment différents concepts pour l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche, en utilisant les stratégies d'apprentissage pour structurer l'information afin de trouver des solutions quasi optimales de manière efficace [29]. Par conséquent, les méta-heuristiques comprennent plusieurs techniques différentes en fonction de la diversité des sources d'inspiration.

Un certain nombre d'outils et de mécanismes, qui ont émergé de la création des méthodes méta-heuristiques ont prouvé une efficacité remarquable, y compris les techniques inspirées du comportement social des êtres vivants. Plus précisément, la technique qui simule les interactions sociales des individus qui vivent en essaims, et qui sont connues sous le nom

d'optimisation par essaims particulaires (OEP), en anglais PSO (Particle Swarm Optimization).

4.2 Les essaims de particules :

L'essaim de particules, un concept qui est apparu et qui a gagné sa popularité depuis 1995, où il a été introduit comme algorithme de recherche et d'optimisation par Eberhart et Kennedy [30][31]. Bien que l'origine de l'idée remonte, comme il a été souligné dans leur article [30], aux travaux de simulation du comportement social présenté dans la série des simulations expérimentales réalisées par Reynolds en 1987, poursuivis par Heppner et Grenander en 1990, dans lequel, ils ont créé des simulations informatiques de diverses interprétations du mouvement des organismes dans un troupeau d'oiseaux ou un bancs de poissons pendant leur recherche de nourriture à travers l'apprentissage sociale en observant le comportement des membres. Sur la base de cette expérience, Eberhart et Kennedy ont observé le concept de voisinage et ce qu'il signifie pour l'échange d'informations entre les membres, et quel est son impact sur la dynamique des membres pendant leur déplacement dans un espace de recherche. En conséquence, ils ont profité de ce potentiel d'optimisation et de la dynamique des agents et ont à cet effet, proposé un algorithme qui intègre la topologie de voisinage et la recherche multidimensionnelle, afin de satisfaire les besoins d'un problème d'optimisation.

4.3 Optimisation par essaims particulaires :

La PSO, est une méta-heuristique d'optimisation, caractérisée par la simplicité et l'efficacité, applicable pour résoudre des problèmes à variables continues et discrètes [32][47], et dans un espace de recherche à une dimension ainsi qu'à plusieurs dimensions. La PSO a beaucoup de similarités avec les techniques évolutionnaires [30][33]. Le système est initialisé avec une population de solutions candidates choisie d'une manière aléatoire. Ces solutions utilisées dans un algorithme de mise à jour afin d'optimiser un objectif dans les futures générations. Cependant, au lieu d'utiliser des opérateurs évolutionnaires pour manipuler les individus, comme les autres algorithmes de calcul évolutionnaires, la PSO repose sur l'échange d'informations entre les individus, qui sont des particules de petits volumes d'une population appelée essaim [34]. Chaque particule, qui représente une solution potentielle, se déplace dans l'espace de recherche avec une vitesse adaptative en suivant les particules optimales courantes.

Partant du mécanisme de recherche, inspiré du comportement social des animaux, évoluant en essaims, en s'appuyant sur l'échange d'information et l'expérience collective. La méthode commence par un essaim réparti aléatoirement dans l'espace de recherche. Ensuite, et à chaque pas de temps, chaque membre de l'essaim essaiera d'obtenir les meilleures performances dans sa localité en apprenant de ses propres expériences. En outre, chaque membre apprend des autres, typiquement de la meilleure performance parmi eux à travers l'exploitation de leurs expériences de recherche précédentes, et qui arrive de sa capacité de communication avec son voisinage, de son aptitude de mémorisation et de sa puissance de traitement de l'information issue. Toutes ces qualités sont utilisées pour l'exploration de nouvelles zones de l'espace de recherche, non encore visitées afin d'améliorer sa situation devant atteindre un objectif donné, dans cet espace de recherche commun. Ces dernières années, la PSO a été appliquée avec succès pour résoudre des problèmes concrets.

4.4 L'aspect formel de l'optimisation par essaim de particules :

L'application de l'essaim de particules (PSO) est traduite par un algorithme apte à découvrir les régions optimales des espaces de recherche complexes grâce à l'interaction des individus dans une population de particules [35]. Ce comportement social est basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage, qui forme la structure du réseau social. Alors cette méthode cherche l'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus. L'algorithme de cette technique repose sur un ensemble de N particules, initialement disposées de façon aléatoire et uniforme dans l'hyper-espace de recherche E , où chaque particule $\vec{x}_i(t)$ constitue une solution potentielle et garde également en mémoire les meilleures solutions P_i , qu'elle rencontre sur son chemin. A chaque itération t , l'ensemble des particules va, normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité. Le déplacement d'une position à une autre se fait en ajoutant une quantité, ou vitesse $\vec{v}_i(t)$ à sa position courante. La vitesse de chaque particule résulte par la combinaison de la meilleure position enregistrée de la particule et de la meilleure position enregistrée dans le groupe (ou voisinage). La partie de l'équation de vitesse, influencée par la meilleure position précédente de la particule, est considérée comme la composante cognitive, et la partie influencée par le meilleur voisinage est considérée comme la composante sociale [30]. L'évolution de chaque particule, en fonction de son meilleur voisin, de sa meilleure position et de sa position précédente, est donnée par l'équation suivante [38]:

$$v_i(t + 1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 [P_i(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [P_g(t) - x_i(t)] \quad (4.1)$$

Cette vitesse est ensuite utilisée pour calculer une nouvelle position de la particule. L'évolution de la particule en fonction de sa vitesse est donnée par l'équation suivante :

$$x_i(t) = x_i(t - 1) + v_i(t) \quad (4.2)$$

Où ω est le facteur d'inertie [39] [40], qui sert à contrôler les tendances entre l'exploration et l'exploitation. c_1 et c_2 sont les coefficients d'accélération, et sont respectivement la composante cognitive et la composante sociale permettant le contrôle du comportement individuel et collectif de chaque particule ou l'influence des différents attracteurs. r_1 et r_2 sont deux variables aléatoires uniformes sur $[0;1]$, P_i est la meilleure position personnelle de la particule i , P_g est la meilleure position trouvée par le voisinage de la particule i .

4.5 Topologie d'un essaim de particules et notion de voisinage :

Les interactions de chaque particule, qui représente sa relation avec les autres particules de l'essaim, sont multiples, que ce soit en termes de nombre ou de qualité, ce qui a produit différentes topologies d'essaims. Leurs effets sur l'algorithme d'essaim de particules ont été systématiquement étudiés. Par conséquent, de nombreux graphes ont été générés selon les spécifications, et leurs performances ont été comparées sur plusieurs critères, afin de concevoir une bonne structure de la population [36].

Les topologies de voisinage en optimisation par essaims de particules (PSO), sont généralement aléatoires en fonction des positions spatiales des voisins connectés [37]. Il existe deux principaux modèles des algorithmes de la PSO, le GBEST (meilleurs globaux) et le LBEST (meilleurs locaux), qui diffèrent dans la manière de définir le voisinage de chaque particule. Dans la version originale de PSO [30], un voisinage topologique global de particules, GBEST, a été défini de sorte que, toutes les particules sont voisines les unes des autres, ainsi, la position de la meilleure particule globale dans l'essaim est utilisée dans l'expression de la composante sociale de l'équation (4.1). La trajectoire de la recherche de chaque particule est influencée par le meilleur point trouvé par n'importe quel membre de l'entité de la population [36]. Le modèle montre une convergence rapide, du fait que toutes les particules sont attirées simultanément à la meilleure zone trouvée de l'espace de recherche. Toutefois, si l'optimum global n'est pas proche de la meilleure particule, il est possible que l'essaim explore d'autres zones, cela signifie que l'essaim peut être piégé dans un optimum local. Plus tard, une étude [31] introduit une nouvelle forme de l'optimisation par essaim de

particules, dans laquelle elle examine comment les changements dans la topologie influent sur le nombre d'itérations nécessaires pour satisfaire un critère d'erreur. Le modèle proposé est le LBEST, dans lequel seulement un nombre spécifique de particules (nombre de voisins) peut affecter la vitesse d'une particule donnée. Typiquement, le voisinage dans le LBEST comprend exactement deux voisins, un de chaque côté ; un treillis en anneau [36]. Dans ce cas l'essaim converge plus lentement, mais peut atteindre l'optimum global avec plus de chance. Plusieurs autres topologies ont été présentées.

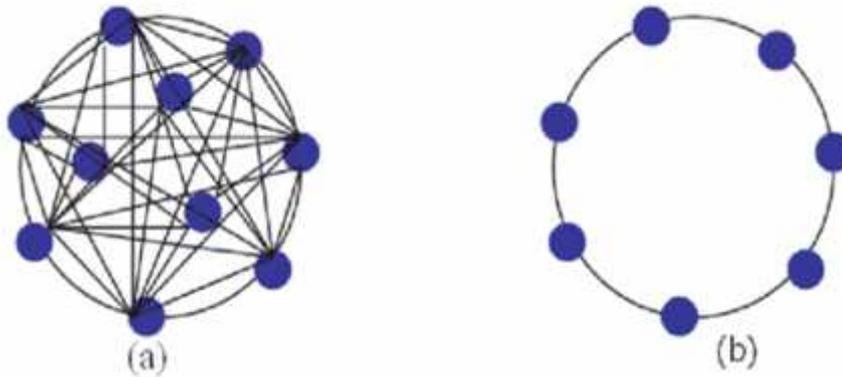


Fig. 4.1 Représentation graphique de : (a) topologie GBEST (b) topologie LBEST.

De nombreuses variantes de la version originale, ont alors été proposées afin d'améliorer sa convergence. Parmi eux, une technique introduisant un opérateur variable de voisinage [41], dans lequel, le concept d'un voisinage dynamique est exploré. Il en a résulté qu'il est évident à partir de l'équation de mise à jour de vitesse, d'accélérer chaque particule dans une direction, entre ses meilleures performances personnelles et les meilleures performances globales. Autrement dit, l'initialisation est similaire à celle de la topologie LBEST et au fil du temps le voisinage d'une particule est modifié, de sorte que, le nombre de voisins d'une particule commence par seulement un seul voisin, et au fil du temps le nombre de voisins augmente jusqu'à ce qu'il devienne finalement un essaim de GBEST.

Kennedy [42] a proposé l'utilisation des clusters de voisinage, comme une alternative à l'utilisation du LBEST. De sorte que, le cluster est un ensemble de particules qui se situe à proximité les uns des autres dans l'espace de recherche. A chaque itération, ces clusters sont mis à jour. Ainsi, la proposition consiste à l'identification des centres de différents clusters,

afin d'utiliser ces centres pour remplacer les meilleurs performances personnels ou les meilleures de voisinage.

Il existe plusieurs topologies d'essaims qui peuvent être utilisées en fonction du problème à résoudre, et ces modèles présentés antérieurement ne sont que des exemples de nombreux autres modèles proposés, y compris la topologie pyramidale, étoile, Von Neumann [36] et qu'ils ont considéré, comme les plus communes, avec l'existence de nombreuses autres, dont l'objectif est de constituer la meilleure structure de l'algorithme PSO qui assure le contrôle des critères d'exploration et d'exploitation et qui améliore la capacité des particules à communiquer leurs performances dans un essaim.

4.6 L'algorithme PSO :

L'algorithme standard de l'optimisation par essaim de particules, est très simple. Ces étapes sont les suivantes [31]:

1. Initialiser les particules de façon aléatoire, répartis uniformément dans l'espace de recherche,
2. Initialiser les paramètres de la PSO,
3. Pour $t < \text{iter_max}$
 - Pour $j = 1$: 1: nombre de particules,
 - a. Évaluer chaque particule selon l'équation objective du problème,
 - b. Mise à jour P_i si une meilleure solution est trouvée,
 - c. Déterminer la meilleure particule P_g parmi la population courante,
 - d. Mettre à jour la vitesse des particules à l'aide de l'équation (4.1),
 - e. Mettre à jour des positions de particules à l'aide de l'équation (4.2),
 - f. Conservez le meilleur résultat produit par les particules jusqu'à présent,
 - g. Répéter jusqu'à ce qu'un critère soit rempli,
 - Fin Pour
- Fin Pour
4. Sortir le meilleur résultat produit.

Fig. 4.2 Pseudo code de l'algorithme PSO

L'algorithme PSO, commence en prélevant des échantillons de l'espace de recherche, qui représentent des solutions potentielles au problème à résoudre. Les échantillons sont les particules de l'essaim. Dorénavant, ces particules se déplacent à travers l'espace de recherche multidimensionnel. Ce qui est influencé par deux facteurs, le premier concerne l'aptitude de chacune des particules à emmagasiner dans sa mémoire la meilleure position P_i visitée par elle-même jusqu'à l'instant considéré, et subit de l'attraction vers cette position à travers son passage par cette position au cours de son vol dans l'espace de recherche. Quant au deuxième facteur, la particule interagit avec tous les voisins, et stocke dans sa mémoire la meilleure position visitée par une particule dans l'espace de recherche et subit de l'attraction vers cette position P_g . Le premier et le deuxième facteur sont appelés composantes cognitive et sociale respectivement. Après chaque itération, les meilleurs résultats personnels et globaux seront mis à jour, si une solution plus dominante, en termes de performance, est trouvée par la particule ou par le voisinage.

Ce processus se poursuit de manière itérative jusqu'à ce que le résultat souhaité soit atteint ou la puissance de calcul est épuisée.

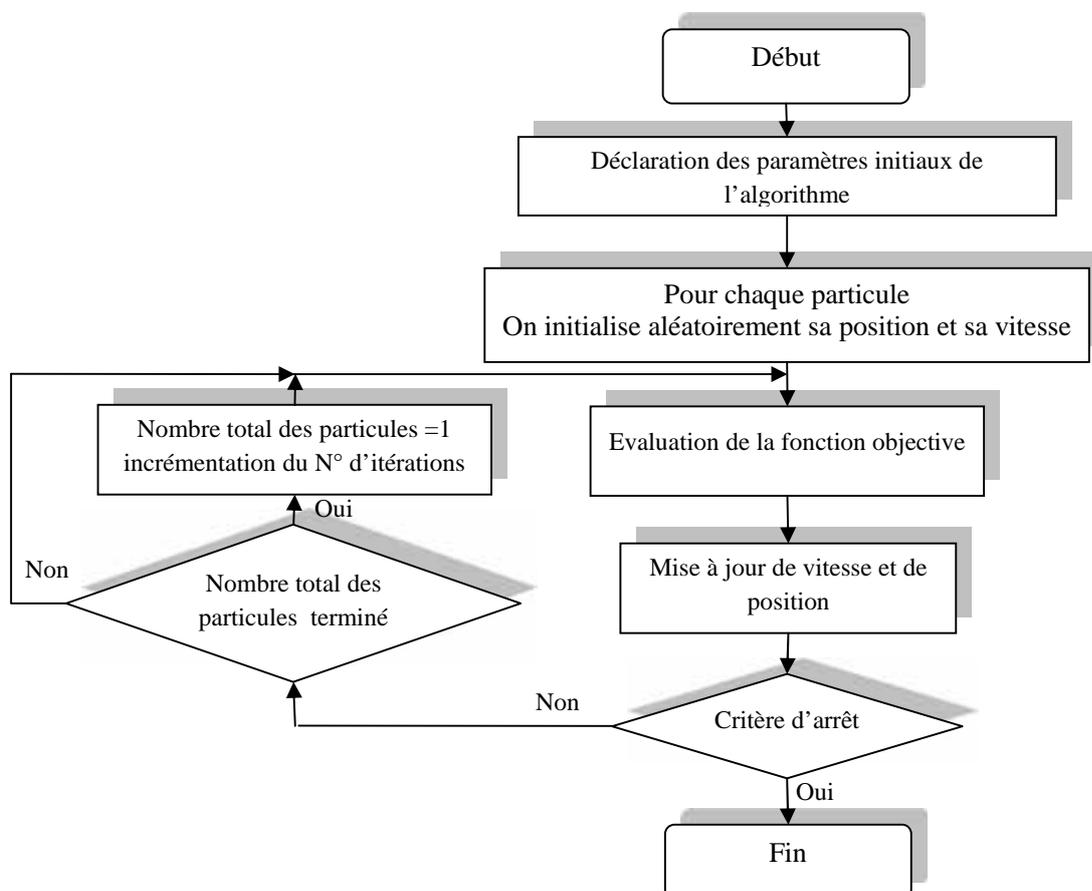


Fig. 4.3 Organigramme de la PSO standard.

4.7 Choix des paramètres :

La question de sélection des paramètres joue un rôle clé sur la performance et l'efficacité d'une méta-heuristique, et en même temps, présente un problème difficile. Généralement, ils peuvent prendre plusieurs valeurs, donc, le nombre de combinaisons possibles est généralement élevé. En outre, ils ont une relation avec la taille de l'espace de recherche et la capacité de calcul, ce qui les rend, probablement, estimables par l'expérimentation, puisqu'il n'y a pas de règles pour déterminer ces paramètres. Par conséquent, ils ne peuvent être définis qu'empiriquement. Ainsi, l'un des principaux problèmes dans l'implémentation ou la mise en œuvre d'un algorithme PSO est le choix des différents paramètres.

Grâce à de nombreuses applications, il est constaté que pour les différents types de problèmes d'optimisation, les sélections de paramètres sont différentes. Et même pour le même type de problèmes d'optimisation, si les échelles des problèmes sont différents, les sélections de paramètres ne sont pas complètement les mêmes. L'algorithme d'optimisation par PSO a moins de paramètres à régler, mais les paramètres sont interdépendants et couplés. Outre, la façon de déterminer la combinaison optimale pour les différents problèmes est considérée comme un problème d'optimisation complexe à résoudre [43]. Par conséquent, il serait intéressant de développer un algorithme pour rechercher la meilleure combinaison de paramètres pour la PSO pour chaque problème séparément [41].

Dans l'algorithme d'optimisation PSO, les paramètres qui rentrent en ligne de compte sont les suivants:

4.7.1 Dimension des particules :

Elle est déterminée en fonction de la dimension du problème à optimiser; si l'espace de recherche est de dimension d , donc chaque particule est caractérisée par une position et une vitesse représentée sous forme d'un vecteur de dimension d . Ce qui est une qualité chez la PSO où les particules ont la même dimension du problème et ne nécessitent pas un codage.

4.7.2 Le nombre de particules :

La taille de la population dépend essentiellement de deux paramètres, la taille de l'espace de définition, et le rapport entre la capacité de calcul et le temps maximum de recherche. Malgré que les nombreux travaux qui ont été effectués, montrent que si la taille de la population

dépasse 20 particules, son effet sur la performance de l'algorithme PSO est d'une importance minimale.

4.7.3 Les coefficients d'accélération :

Les coefficients d'accélération sont utilisés pour contrôler l'influence relative entre la mémoire propre à une particule et de ses congénères [38]. Ils sont, généralement, des constantes égales, dans l'intervalle [0,2]. D'après Suganthan [41], c_1 et c_2 doivent être des constantes pour générer des solutions de bonne qualité, mais pas nécessairement la valeur de 2,0 pour les deux paramètres aux différents problèmes, où nous pouvons trouver des meilleurs résultats avec d'autres valeurs. Parfois ils sont considérés comme des variables en fonction du temps [44].

Pour de petites valeurs de c_1 , la capacité cognitive des particules est faible, mais elle peut encore atteindre d'autres zones de l'espace de recherche, en s'appuyant sur la coopération mutuelle entre les particules. Avec l'augmentation de c_1 , les particules améliorent leurs propres aptitudes cognitives, mais quand ils dépassent une certaine valeur, la priorité est donnée aux propres expériences des particules par rapport à la cognition de groupe, et ainsi la capacité de recherche globale est faible, et les performances des résultats chutent graduellement.

Le coefficient c_2 détermine la capacité de recherche globale des particules, et le résultat de la simulation sur la fonction de Rosenbrock [43], fonction définie par la formule (4.3) et qui possède un seul minimum en (1,1), montre que lorsque c_2 est inférieur à 0,5, le taux de convergence est presque 0, car la recherche des particules se fonde principalement sur la capacité cognitive, et partage moins d'informations. Ainsi, il est difficile d'obtenir une solution. Avec l'augmentation de c_2 , les particules améliorent leur aptitude cognitive sur le groupe, mais quand c_2 dépasse une certaine valeur, l'aptitude cognitive sur le groupe surpasse lentement les propres consciences cognitives, et la capacité de recherche globale devient faible.

$$f(x_1, x_2) = (1 - x_1)^2 + 100(x_2 - x_1^2)^2 \quad (4.3)$$

4.7.4 Le facteur d'inertie :

Aborder la question de sélection de paramètres, nous conduit, à remédier le sujet des variantes de PSO standard, notamment, le facteur d'inertie comme facteur de contrôle d'aptitude de

l'algorithme à explorer l'espace de recherche.

Ainsi, la première consiste à choisir le facteur d'inertie w , introduit par Shi et Eberhart [40] pour contrôler le mouvement des particules dans l'espace de recherche. La valeur choisie, définira le comportement des particules entre l'exploration et l'exploitation, de sorte qu'une grande valeur du facteur d'inertie facilite une recherche globale tandis qu'une faible valeur facilite une recherche locale [40, 38]. Il est conclu qu'un algorithme PSO avec facteur d'inertie dans l'intervalle [0.9, 1.2], en moyenne, aura un meilleur rendement; autrement dit, il a une plus grande chance de trouver l'optimum global dans un nombre raisonnable d'itérations. La fixation de ce facteur à une valeur constante, revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale.

Des résultats expérimentaux [38], en utilisant un facteur d'inertie diminué linéairement en fonction du temps, illustre que la PSO a la capacité de converger rapidement indépendamment de la taille de la population. Les résultats montrent également que la PSO peut ne pas avoir la capacité de recherche globale aux étapes finales de l'exécution de l'algorithme. En outre, la PSO risque d'échouer à trouver l'optimum requis dans les cas où le problème à résoudre est trop compliqué et complexe. Mais dans une certaine mesure, cela peut être surmonté en utilisant une stratégie auto-adaptative de réglage de la masse d'inertie. Habituellement, w est modifiée progressivement en décroissance dans les limites de l'intervalle [0.4, 1.4].

4.7.5 Le paramètre de vitesse :

Pour empêcher les particules de se déplacer très rapidement entre les différentes régions de l'espace de recherche, il est préférable de disposer une façon pour ralentir la vitesse des particules. La méthode habituelle pour prévenir les effets indésirables de ce mouvement est simplement par la définition du paramètre V_m , et empêcher qu'une particule i dépasse la vitesse maximale autorisée sur chaque dimension [32]. Shi et Eberhart [45] fixent une vitesse maximale V_m , et ils ont montré que le choix du paramètre de la vitesse maximale autorisée peut dépendre des problèmes.

$$\text{si } v_{li} > V_m \quad \text{a} \quad v_{li} = V_m$$

$$\text{si } v_{li} < -V_m \quad \text{a} \quad v_{li} = -V_m$$

Ainsi, le paramètre V_m a un effet bénéfique sur la prévention de l'explosion et à la mise à l'échelle de l'exploration de l'espace de recherche par les particules. Le choix d'une valeur V_m dépend de la connaissance du problème. Puisque parfois, il est nécessaire d'utiliser une vitesse supérieure à V_m afin d'échapper à un optimum local et d'éviter de piéger une particule dans ce dernier. En outre, dans l'approche d'un optimum, il vaudrait mieux avancer à petits pas. Donc l'effet ici sera de permettre à des particules d'osciller dans des limites, mais sans tendance à la convergence ou l'effondrement de l'essaim vers un point [32].

4.7.6 Facteur de constriction :

Un algorithme d'optimisation par essaims de particules avec un facteur de convergence est développé par Maurice Clerc [46], impliquant un système avec coefficients de constriction ω , et ainsi, l'équation (4.1) devient comme suit :

$$v_i(t + 1) = (v_i(t) + c_1 r_1 [P_i(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [P_g(t) - x_i(t)]) \quad (4.4)$$

Avec :

$$\omega = 2 / |2 - \sqrt{4 - c_1^2 - c_2^2}| \quad (4.5)$$

La variable ω peut varier dans l'intervalle [0,1]; une valeur de 1.0 fonctionne très bien [32], $c_1 + c_2 > 4$. Généralement, ω est égal à 4.1, de sorte que ω est égal à 0,729. Les résultats expérimentaux de l'algorithme d'optimisation par essaims de particules avec coefficients de constriction montrent une rapidité de convergence.

4.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les relations entre l'optimisation par essaims de particules en tant que vie artificielle et algorithmes de calcul évolutif. Nous avons présenté aussi, les principales topologies et leurs influences sur la structure de l'essaim de particules. En suite, nous avons montré la difficulté de la mise en œuvre de la PSO, et de la sélection des paramètres optimaux pour rendre l'algorithme plus performant et qui représente l'un des facteurs clés qui influent sur la performance et l'efficacité d'algorithmes pour résoudre des variétés de problèmes. Dans le chapitre suivant on va appliquer l'algorithme PSO pour l'optimisation du seuil de détection dans un système distribué OS-CFAR.

Chapitre 5:

Optimisation du Seuil de Détection CFAR

Par Essais de Particules

Résumé :

Ce chapitre représente notre contribution à l'étude des performances de détection des systèmes distribués OS-CFAR, dans un environnement homogène et non-homogène, en utilisons le principe d'intelligence des essaims représentée dans la technique PSO afin de trouver le seuil de détection optimal. Premièrement, nous allons présenter les performances du système distribué selon quelques structures proposées dans les deux milieux homogène et non-homogène. Ensuite nous allons tester l'influence des différents paramètres de l'algorithme sur la qualité des résultats. Pour analyser les performances de détection et l'efficacité de l'algorithme PSO, les étapes d'optimisation des paramètres du système via la technique PSO, seront présentées en effectuant une série de simulations dans le cas de détection des cibles de type Swerling I, tout en considérant les règles de fusion AND et OR.

- 5.1 Introduction.**
- 5.2 Formulation du problème de détection distribué.**
- 5.3 Optimisation du système distribué OS-CFAR par PSO.**
- 5.4 Les performances du système de détection.**
 - 5.4.1 Optimisation dans un environnement homogène.**
 - 5.4.2 Optimisation dans un environnement non homogène.**
- 5.5 L'influence du choix des paramètres de l'algorithme PSO.**
- 5.6 Conclusion.**

5.1 Introduction :

Comme il a été déjà présenté précédemment, vu la fiabilité et l'efficacité des systèmes distribués CFAR au niveau de l'amélioration des performances de détection, ils ont une préférence chez les concepteurs des radars. En dépit des qualités performantes de ces systèmes, il reste toujours un défi lié au côté applicatif, à cause des propriétés non linéaires de ce type de systèmes et en même temps lié au nombre important des paramètres qui doivent être déterminés. Dans ce sens, plusieurs approches et techniques alternatives aux méthodes classiques, qui ont montré des limitations, ont été élaborées pour résoudre ce problème [48,49].

Dans ce même contexte, ce travail consiste à l'application d'une technique qui est apparue récemment, et qui appartient à un domaine de recherche en cours d'évolution, notamment en termes de son efficacité dans divers disciplines. La méthode destinée, est celle de l'optimisation par essaims particulaires (PSO). Le but principal de cette étude, sera donc une tentative à tester l'efficacité de la technique PSO dans le domaine de l'optimisation dans les systèmes distribués OS-CFAR, en particulier avec un nombre élevé des paramètres à déterminer. Ainsi, afin d'éviter une dégradation significative de la qualité de détection qui peut être provoquée par une mauvaise estimation de ces paramètres, plusieurs essais ont été proposés dans cet étude, ce qui permettra d'améliorer la qualité de la détection par l'augmentation de la probabilité de détection, tout en assurant de maintenir une probabilité de fausse alarme à une valeur prédéfini, et ceci dans les deux types d'environnements, homogène et non homogène.

Afin de vérifier l'avantage apporté par la technique PSO, pour améliorer les performances de la détection dans de tels systèmes, nous proposons dans la première partie de ce travail une étude des performances du système OS-CFAR dans un environnement homogène, puis par la suite dans un environnement non homogène, qui se manifeste par la présence d'interférences au niveau de quelques cellules de références dans chaque détecteur. La deuxième partie quant à elle sera consacrée à une étude comparative des résultats, selon différents paramètres de l'algorithme d'optimisation, et ceci dans le but d'étudier l'influence de ces paramètres sur le mécanisme de recherche de l'algorithme. En d'autre part, l'objectif sera de trouver la meilleur structure de l'algorithme PSO qui garantie l'optimisation du seuil de détection dans un système distribué OS-CFAR assurant les meilleures performances. Les deux parties seront accompagnées par des discussions sur les résultats obtenus, en vue de faire une lecture

sur le lien entre l'aspect théorique qui a été évoqué précédemment et entre l'aspect pratique que nous allons essayer de traiter par la suite.

5.2 Formulation du problème de la détection distribuée :

La détection distribuée CFAR dans un environnement de bruit de fond non stationnaire avec un nombre important de détecteurs pose un problème à la résolution des systèmes d'équations non linéaires résultantes. Sachant que pour un système de détection CFAR constitué de n détecteurs, avec un test de Neyman-Pearson au centre de fusion des données, résulte un système d'équations non linéaires difficile à résoudre analytiquement. Et par conséquent, nous pouvons dire que trouver le seuil de détection pour de tels systèmes sera plus difficile et dans ce sens, plusieurs techniques ont été développées afin de solutionner cette difficulté. Étant donné que les méthodes classiques ont montré l'incapacité de résoudre ce problème de manière optimale, elles ont été remplacées par d'autres méthodes plus robustes face à ce problème. Dans notre cas on va utiliser le principe de l'intelligence des essaims, représenté par l'optimisation par essaims particulaires (PSO), pour l'optimisation du seuil de détection dans un système distribué OS-CFAR.

5.3 Optimisation du seuil de détection :

Cette partie a pour objectif d'utiliser l'algorithme PSO, présenté précédemment afin d'optimiser le seuil de détection dans un système distribué OS-CFAR, pour une cible fluctuante selon le modèle de type Swerling I dans un clutter de distribution gaussienne.

Nous considérons un système distribué, constitué de n détecteurs OS-CFAR locaux, dont les décisions individuelles sont transmises à un centre de fusion qui délivre en sortie une décision globale basée sur les règles de fusion AND et OR. La détection OS-CFAR est basée sur la comparaison du signal plus clutter et bruit de fond dans la cellule test (CUT) à un seuil adaptatif T , où le paramètre T est un facteur d'échelle qui permet de maintenir la probabilité de fausse alarme P constante, et Z qui est fonction de l'ordre du rang choisi k , représente l'estimé du niveau de bruit plus le clutter, situé dans deux fenêtres de référence, comportant chacune $N/2$ cellules de portés.

Dans le but d'obtenir une recherche simultanée de tous les paramètres du système distribué OS-CFAR, on va appliquer l'algorithme PSO pour déterminer les facteurs d'échelles T_i , et l'ordre des rangs choisis k_i , pour l'estimation du seuil adaptatif T , dans le sens du critère de Neyman-Pearson, où la fonction objective à minimiser par l'algorithme PSO est donnée par :

$$J(N_i, T_i, \langle) = |1 - Pd| + \langle \cdot |PFa - | \quad (5.1)$$

Où : $\alpha = 1/\beta$, et β représente la valeur désirée de PFa .

N_i : est le nombre de cellules dans le i^{ier} détecteur.

La simulation est appuyée sur différentes structures d'algorithme PSO pour l'estimation des paramètres du système distribué OS-CFAR, optimisant le seuil de détection. Au départ, nous allons utiliser un algorithme avec un facteur d'inertie ω fixe, puis par la suite nous procédons à une diminution linéaire de ce paramètre au cours du temps, où l'une des variantes de la PSO basée sur la mise à jour dynamique proposée par Shi et Eberhart est utilisée [38]. L'utilité d'une telle variation sera une exploration globale au début de l'exécution de l'algorithme, et aussi la garantie d'une convergence vers la solution optimale à la fin des calculs. Aussi, nous exécuterons cet algorithme pour différents intervalles de vitesse \mathbf{v} , pour différentes tailles de l'espace de recherche, de même que pour différentes valeurs du coefficient d'accélération c_1 et c_2 .

5.4 Les performances du système de détection :

Les résultats exposés dans ce travail, afin d'examiner l'effet de la méthode proposée, représentent les caractéristiques opérationnelles du système de détection distribué OS-CFAR pour une cible fluctuante selon le modèle de Swerling I dans un clutter de distribution gaussienne. Pour ces simulations, on suppose que la valeur désirée de la P est de 10^{-2} à 10^{-5} pour les deux règles de fusion AND et OR. Les étapes d'optimisation par PSO décrites précédemment sont appliquées ici pour obtenir les paramètres optimaux du système de détection distribué OS-CFAR. Une population initiale de 20 particules aléatoires de la forme $[k_1, k_2, \dots, k_n, T_1, T_2, \dots, T_n]$ est générée et les intervalles de variation de T_i et k_i sont $[0, 500]$ et $[1, N]$ respectivement, où T_i est réel et k_i est un entier. En ce qui concerne les paramètres de l'algorithme PSO, les valeurs de c_1 , c_2 sont posés égale à 2, $\mathbf{v} \in [-1, 1]$ et ω est fixé à 0.2.

5.4.1 Optimisation dans un environnement homogène :

Les résultats de simulation, montrent les performances de détection des différents systèmes distribués OS-CFAR dans le cas homogène, en utilisant un algorithme PSO pour identifier les paramètres k et T du système de détection, concernant des détecteurs identiques avec $N_i = 32$.

Le tableau 5.1 donne les paramètres estimés par l'algorithme PSO en utilisant la règle de fusion OR pour différents systèmes selon le nombre de détecteurs locaux dans chaque system. Dans ce cas, on peut facilement constater que les meilleurs résultats sont ceux obtenus pour le système qui a le nombre le plus élevé de détecteurs locaux. Aussi les performances de détection se dégradent en diminuant la probabilité de fausse alarme désirée.

Pour montrer la différence entre les résultats trouvés, nous traçons sur les figures 5.1, 5.2 et 5.3 la variation de la probabilité de détection en fonction du SNR pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme désirée. Alors que, Les résultats présentés dans les figures 5.4 et 5.5 montrent l'amélioration des résultats selon le nombre de détecteurs locaux OS-CFAR dans le système distribué suivant la règle de fusion utilisée.

Tableau 5.1. Les paramètres estimés en utilisant l'algorithme PSO pour la règle de fusion OR.

Nbre de détecteurs	n=2			n=3			n=5		
	Paramètres estimés		<i>Pd</i>	Paramètres estimés		<i>Pd</i>	Paramètres estimés		<i>Pd</i>
10^{-2}	$k_1=21$ $k_2=11$	$T_1=13,6677$ $T_2=13,6677$	0,9981	$k_1=13$ $k_2=9$ $k_3=19$	$T_1=19,7476$ $T_2=19,8377$ $T_3=20,2011$	0,9986	$k_1=17$ $k_2=09$ $k_3=23$ $k_4=23$ $k_5=13$	$T_1=20,0631$ $T_2=20,0631$ $T_3=20,0631$ $T_4=20,0631$ $T_5=20,0631$	0,9999
10^{-3}	$k_1=14$ $k_2=19$	$T_1=15,5420$ $T_2=15,5420$	0,9874	$k_1=13$ $k_2=19$ $k_3=16$	$T_1=18,0606$ $T_2=18,0606$ $T_3=17,9987$	0,9979	$k_1=18$ $k_2=12$ $k_3=15$ $k_4=19$ $k_5=16$	$T_1=21,403$ $T_2=21,403$ $T_3=21,403$ $T_4=21,403$ $T_5=21,403$	0,9999
10^{-4}	$k_1=20$ $k_2=20$	$T_1=13,4825$ $T_2=13,4825$	0,9828	$k_1=15$ $k_2=19$ $k_3=18$	$T_1=20,1072$ $T_2=20,1072$ $T_3=20,1072$	0,9960	$k_1=19$ $k_2=18$ $k_3=16$ $k_4=16$ $k_5=14$	$T_1=24,9673$ $T_2=24,9673$ $T_3=24,9673$ $T_4=24,9673$ $T_5=24,9673$	0,9997
10^{-5}	$k_1=20$ $k_2=14$	$T_1=32,2449$ $T_2=31,7461$	0,9505	$k_1=30$ $k_2=18$ $k_3=23$	$T_1=20,5020$ $T_2=20,6027$ $T_3=20,4489$	0,9818	$k_1=21$ $k_2=17$ $k_3=25$ $k_4=14$ $k_5=20$	$T_1=28,8940$ $T_2=28,8940$ $T_3=28,8940$ $T_4=28,8940$ $T_5=28,8940$	0,9987

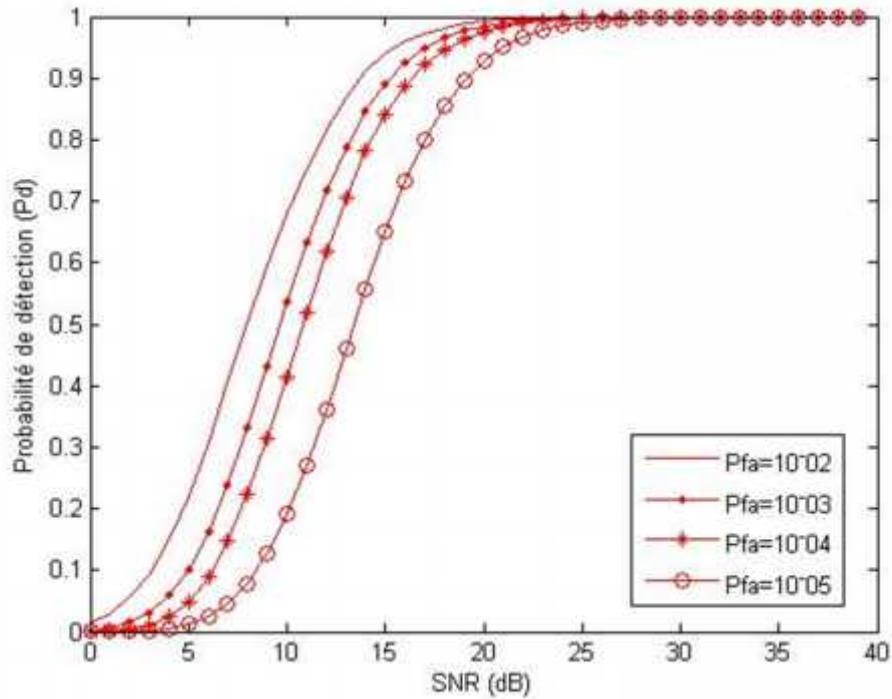


Fig. 5.1 La performance d'un système à base de 2 détecteurs pour la règle de fusion OR.

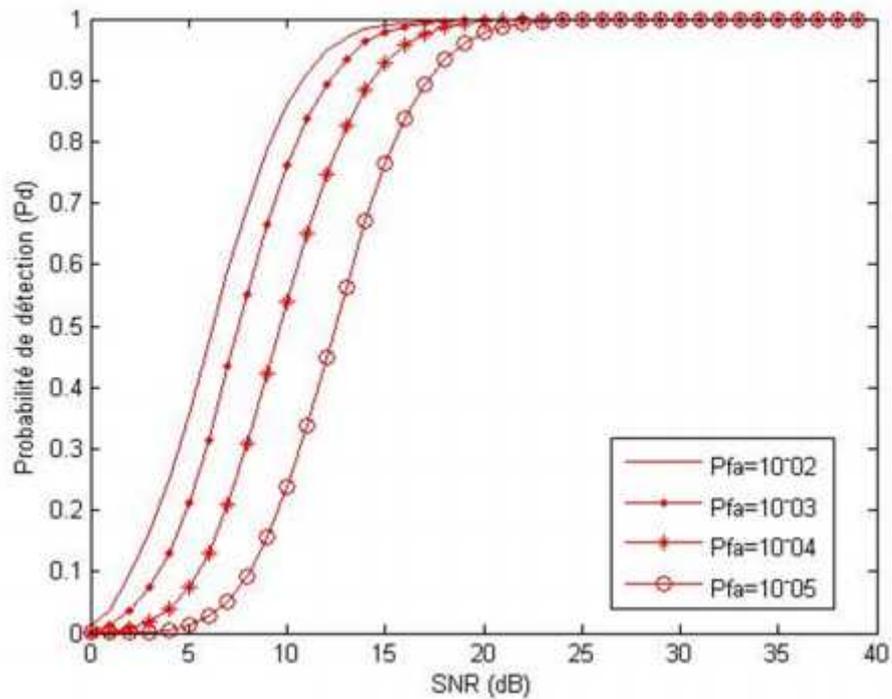


Fig. 5.2 La performance d'un système à base de 3 détecteurs pour la règle de fusion OR.

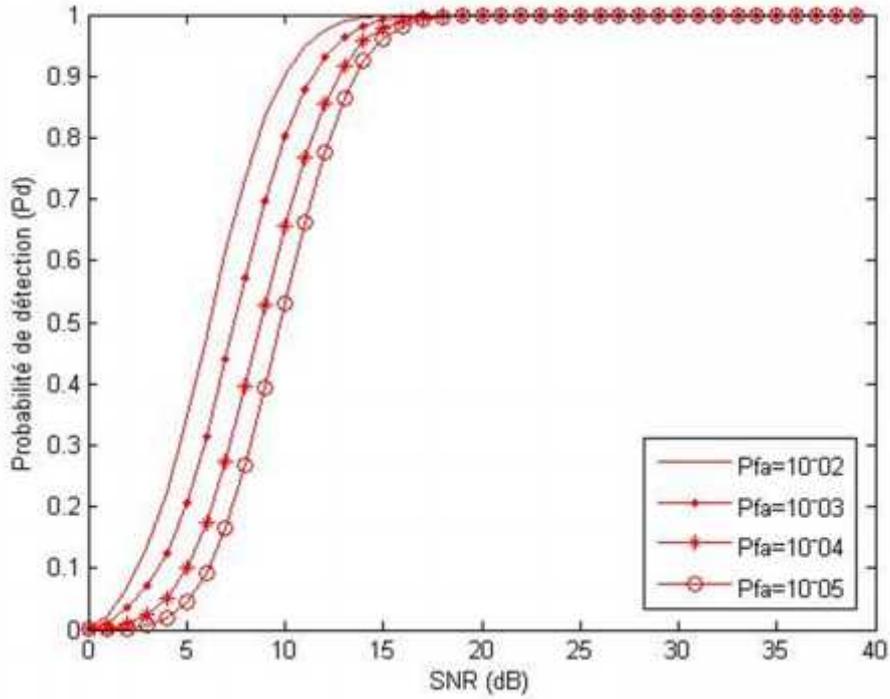


Fig. 5.3 La performance d'un système à base de 5 détecteurs pour la règle de fusion OR.

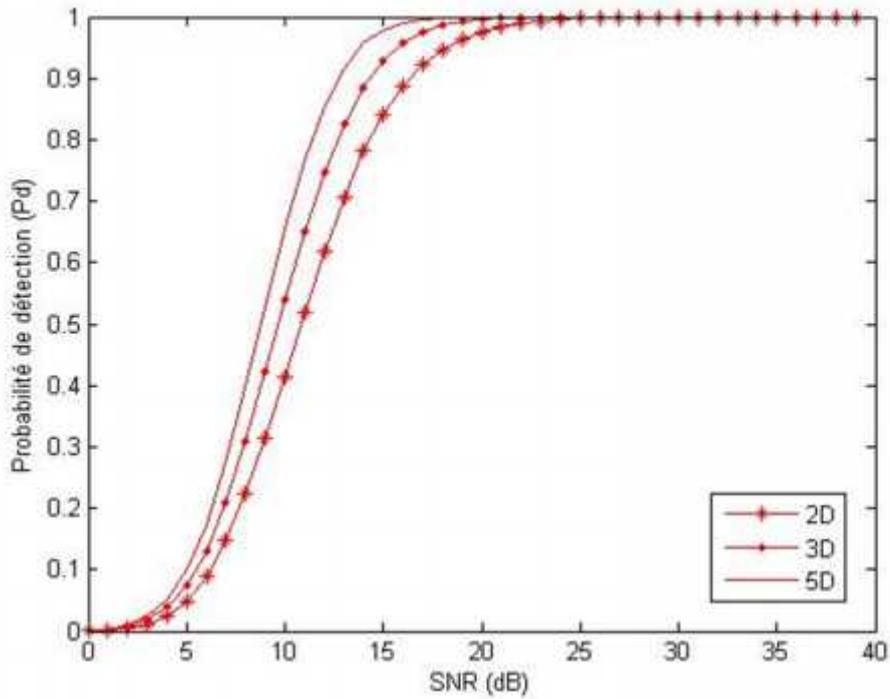


Fig. 5.4 Variation de P_d suivant le nombre de détecteurs pour la règle de fusion OR et $P_{Fa} = 10^{-04}$.

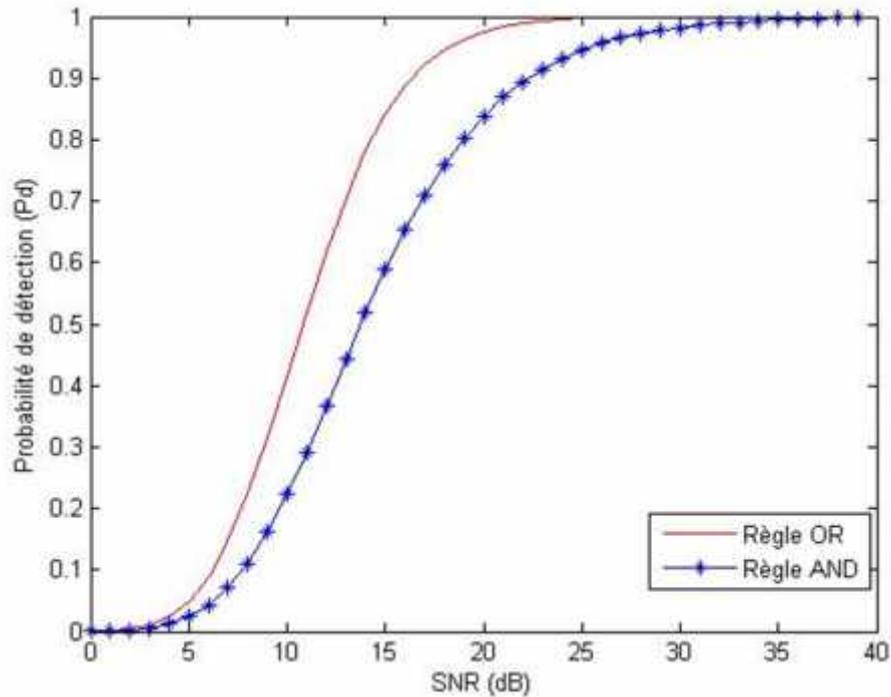


Fig. 5.5 Comparaison des probabilités de détection pour les règles de fusion AND et OR pour un système à 2 détecteurs OS-CFAR dans un environnement homogène

A travers les résultats de simulation dans les figures 5.1, 5.2 et 5.3, et qui représentent la variation des probabilités de détection en fonction du rapport signal à bruit pour quelques valeurs de probabilités de fausse alarme désirées, on constate que les probabilités de détection sont plus élevées lorsque la probabilité de fausse alarme est faible. La figure 5.4 montre, que plus le nombre de détecteurs dans le système distribué, est élevé plus la performance de détection est améliorée. On remarque aussi, pour la figure 5.5, la supériorité des probabilités de détection résultantes de la règle de fusion OR par rapport à celles résultantes de la règle de fusion AND.

5.4.2 Optimisation dans un environnement non homogène :

Dans ce cas, le système proposé ici comporte deux détecteurs non identiques $N_1=12$ et $N_2=16$, pour maintenir la PFa à 10^{-4} dans un environnement non homogène, lié à la présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence. L'algorithme PSO utilisé est le même que celui utilisé dans le cas homogène et qui a été traité précédemment. Les résultats sont obtenus pour différentes situations suivant le nombre d'interférences apparues dans les cellules de références.

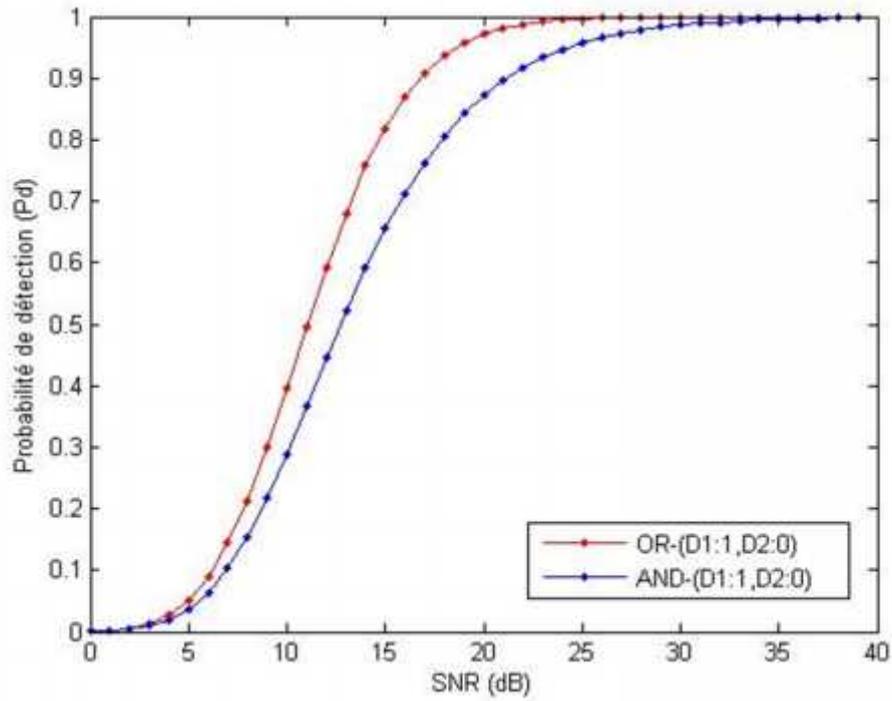


Fig. 5.6 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:1 et D2:0

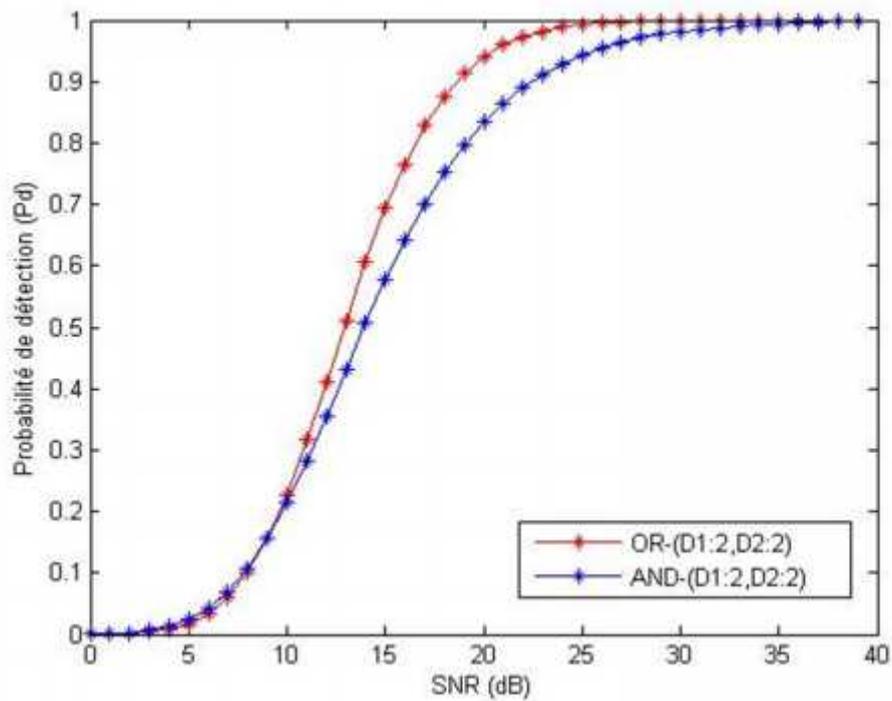


Fig. 5.7 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:2

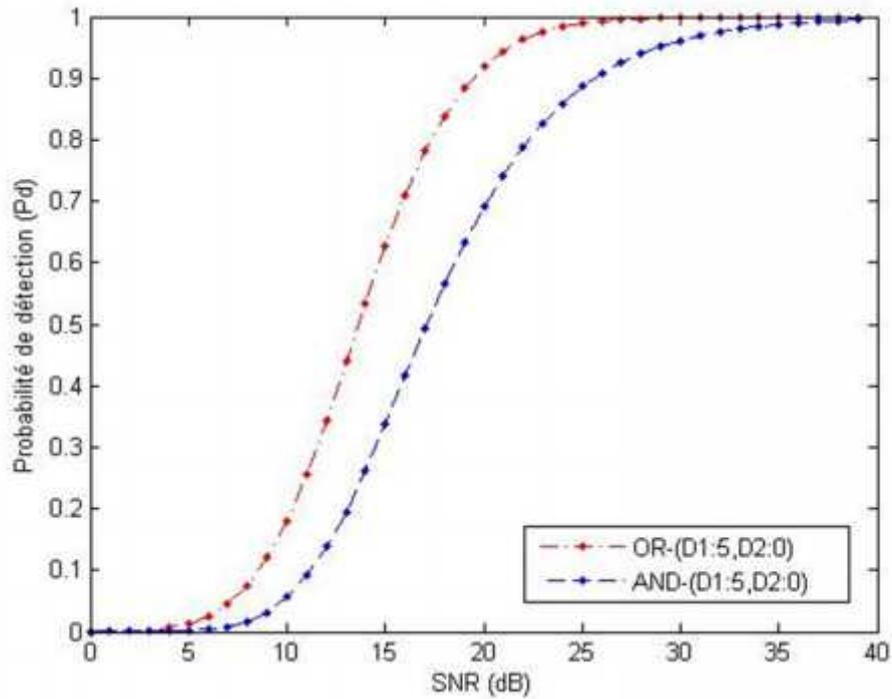


Fig. 5.8 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:0

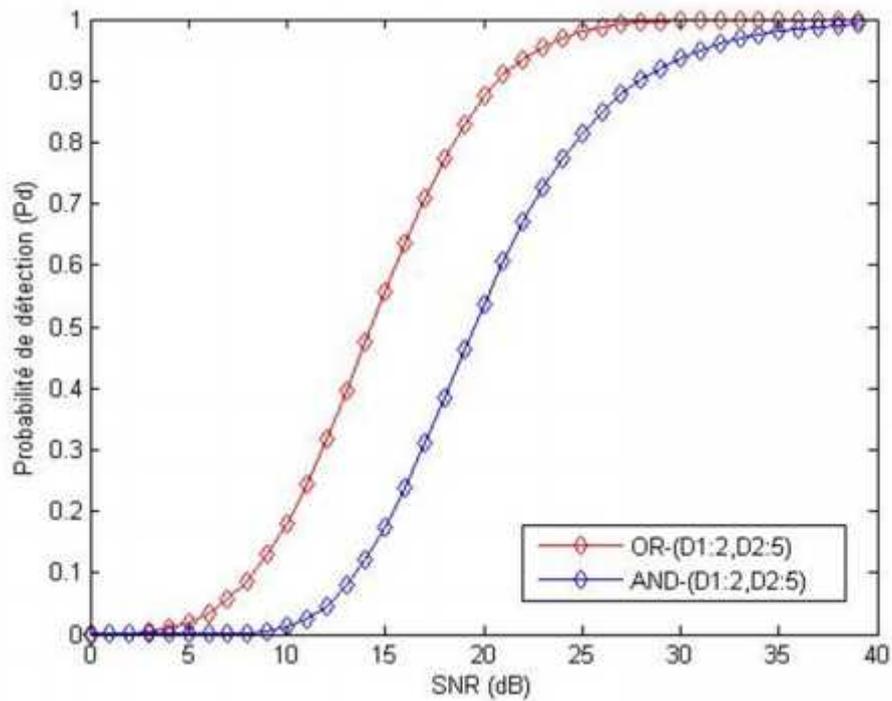


Fig. 5.9 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:5

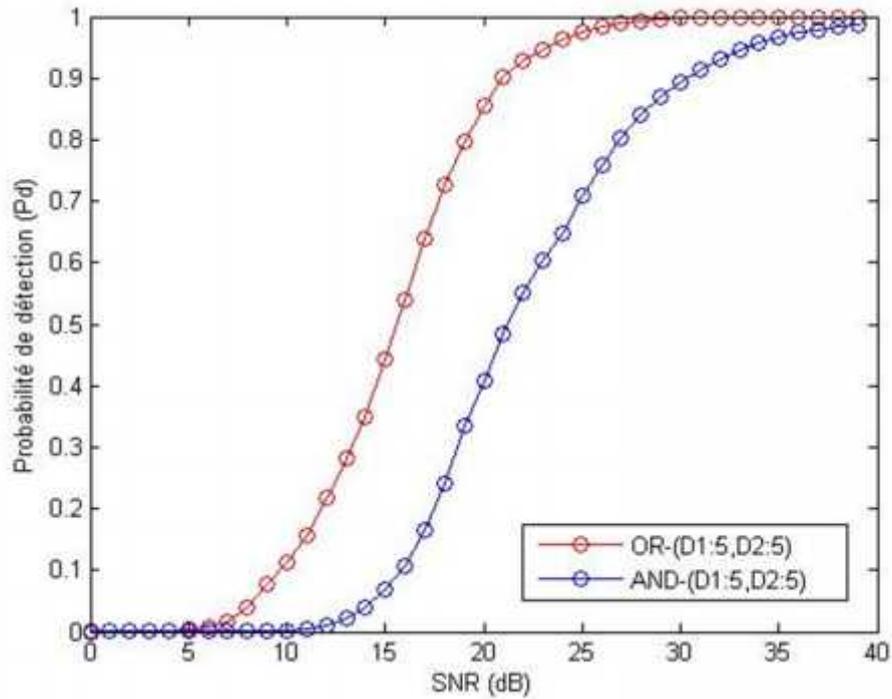


Fig. 5.10 La performance de la P_d dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:5

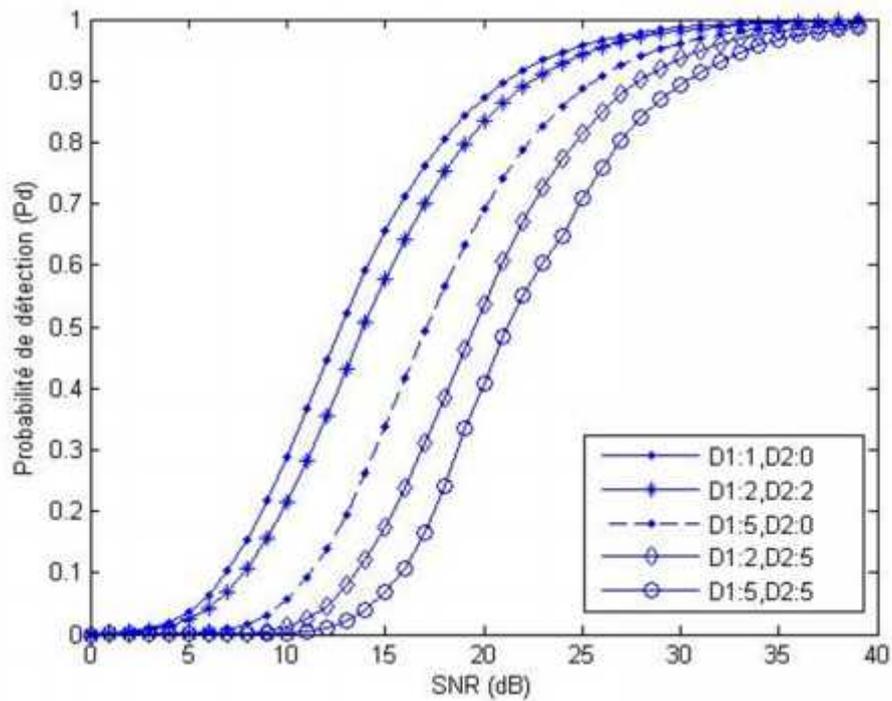


Fig. 5.11 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND

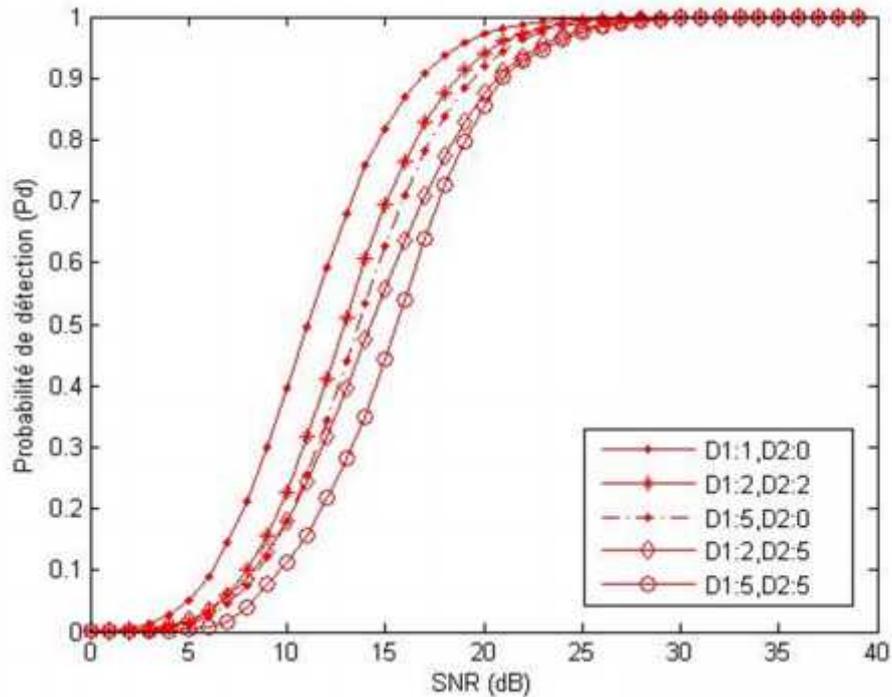


Fig. 5.12 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR

L'observation des résultats montre l'effet négatif de la présence de cibles interférentes dans les fenêtres de références sur les performances de la détection, que ce soit par l'utilisation de la règle de fusion AND ou OR, comme il est illustré sur les figures 5.6 - 5.12. La seule exception réside dans le cas de la figure 5.7, où on remarque une légère amélioration de la Pd pour la règle fusion AND sur la Pd pour la règle fusion OR, pour un SNR inférieur à 10dB. Généralement, la règle de fusion OR montre une supériorité par rapport à la règle de fusion AND.

5.5 L'influence du choix des paramètres de l'algorithme PSO sur l'optimisation :

Dans cette partie, on va essayer de traiter le problème de sélection des paramètres de l'algorithme PSO, afin de concevoir une combinaison acceptable et qui garantira la bonne qualité des résultats trouvés. Pour cela, nous allons exécuter le programme de simulation en effectuant des changements dans les valeurs du jeu de paramètres de l'algorithme PSO: facteur d'inertie ω , la vitesse maximale, la taille de l'espace de recherche et les coefficients d'accélération. Les résultats sont ensuite comparés, analysés et discutés afin de développer un algorithme puissant assurant les meilleures performances de détection

5.5.1 Résultats de simulation représentant l'influence du facteur d'inertie :

Pour montrer l'influence du facteur d'inertie sur le fonctionnement de l'algorithme d'optimisation on va effectuer quelques tests pour quelques valeurs du facteur d'inertie w , de sorte qu'on va réaliser des comparaisons pour le cas de w constant et pour le cas de w fonction. Les simulations sont alors réalisées sur un système distribué à deux détecteurs identiques, où le nombre de cellules de références N est égale à 32. L'application de l'algorithme d'optimisation s'effectue pour un SNR égale à 20_{dB} , en utilisant la règle de fusion OR comme règle de décision.

La fonction fitness nous permet d'évaluer l'influence de chaque paramètre sur la convergence de l'algorithme d'optimisation. Les figures 5.13, 5.15 et 5.17, représentent la variation de cette même fonction fitness pour différentes valeurs du facteur d'inertie. Tandis que les figures 5.14, 5.16 et 5.18 présentent les courbes de variation des probabilités de détection afin de nous permettre d'évaluer l'influence du facteur d'inertie sur la qualité des résultats. A cet effet, chaque cas sera traité séparément, ensuite, les meilleurs résultats obtenus pour chaque cas seront comparés.

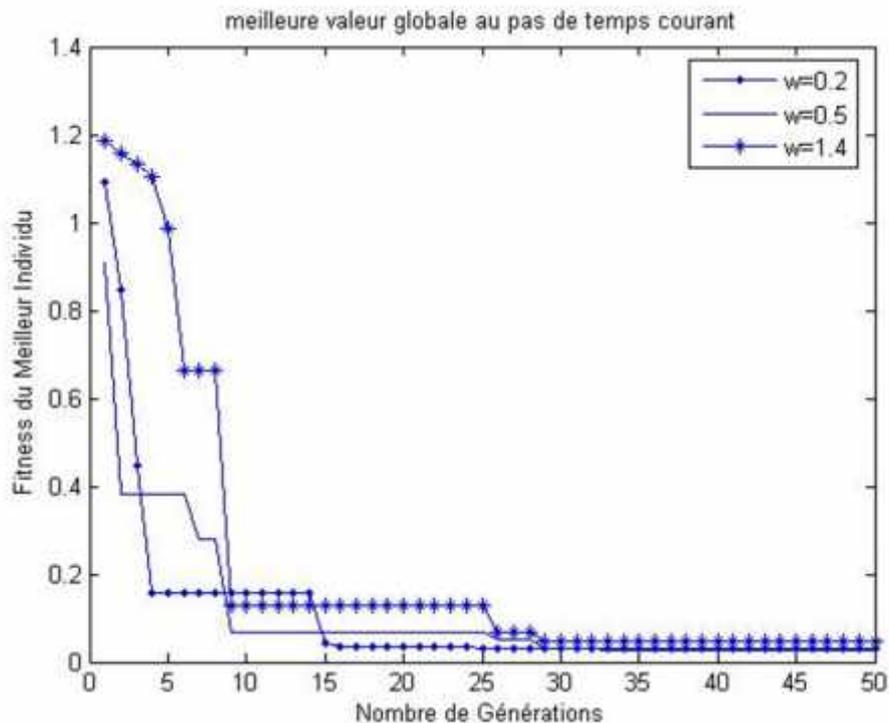


Fig. 5.13 Variation de la fonction fitness pour différentes valeurs du facteur d'inertie.

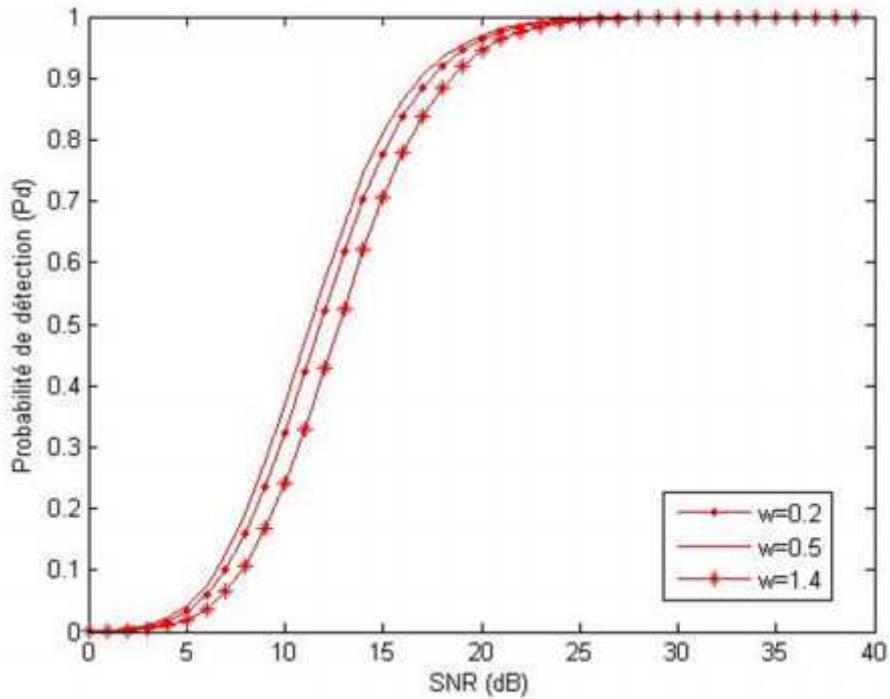


Fig. 5.14 La probabilité de détection pour différentes valeurs du facteur d'inertie.

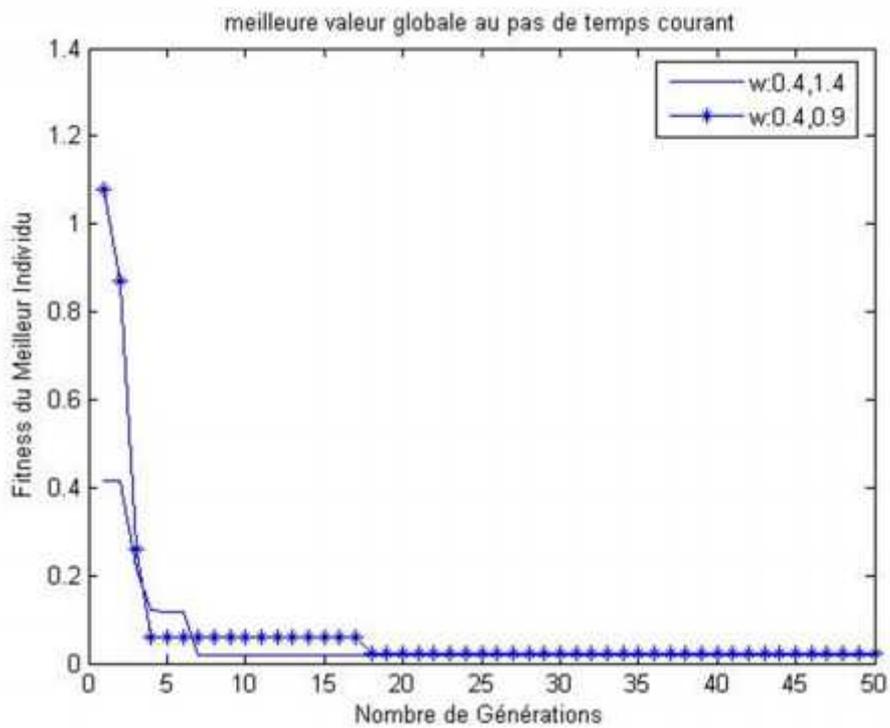


Fig. 5.15 La fonction fitness pour ω fonction linéaire décroissante sur deux intervalles.

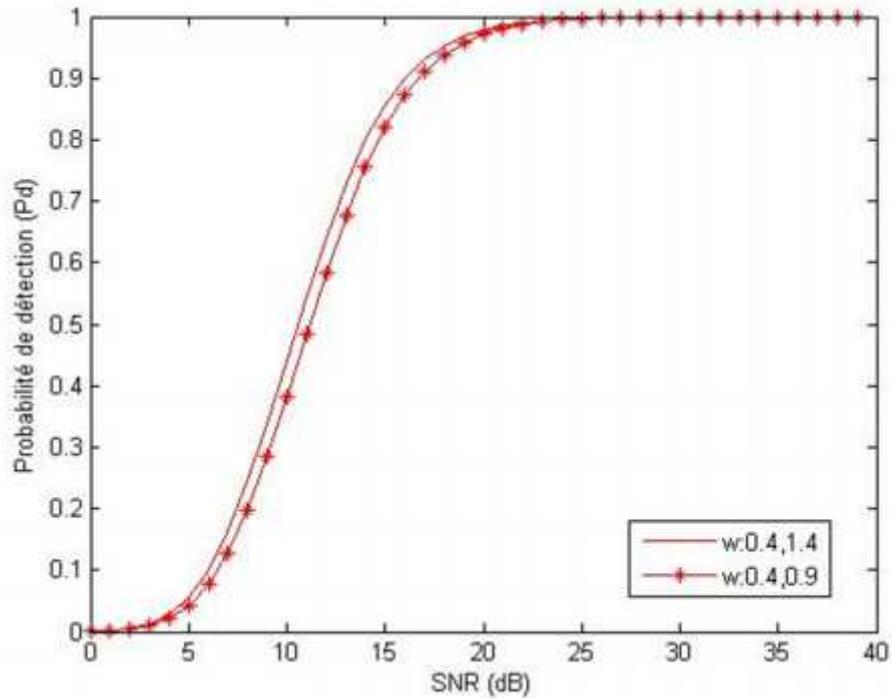


Fig. 5.16 La probabilité de détection pour ω fonction linéaire décroissante sur deux intervalles.

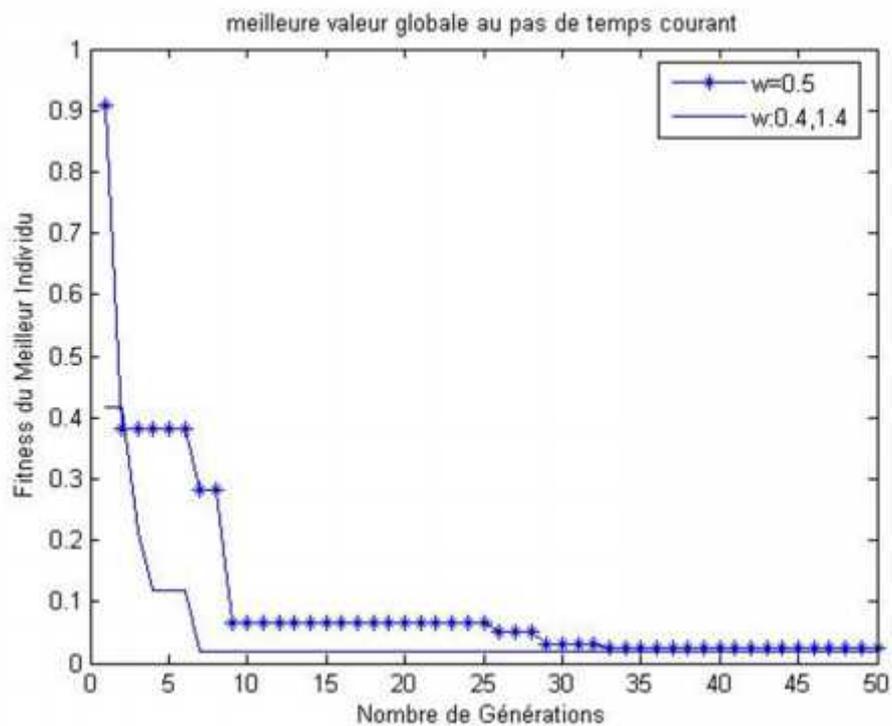


Fig. 5.17 Comparaison des fonctions fitness pour ω fonction linéaire décroissante sur l'intervalle [0.4-1.4] et $\omega = 0.5$

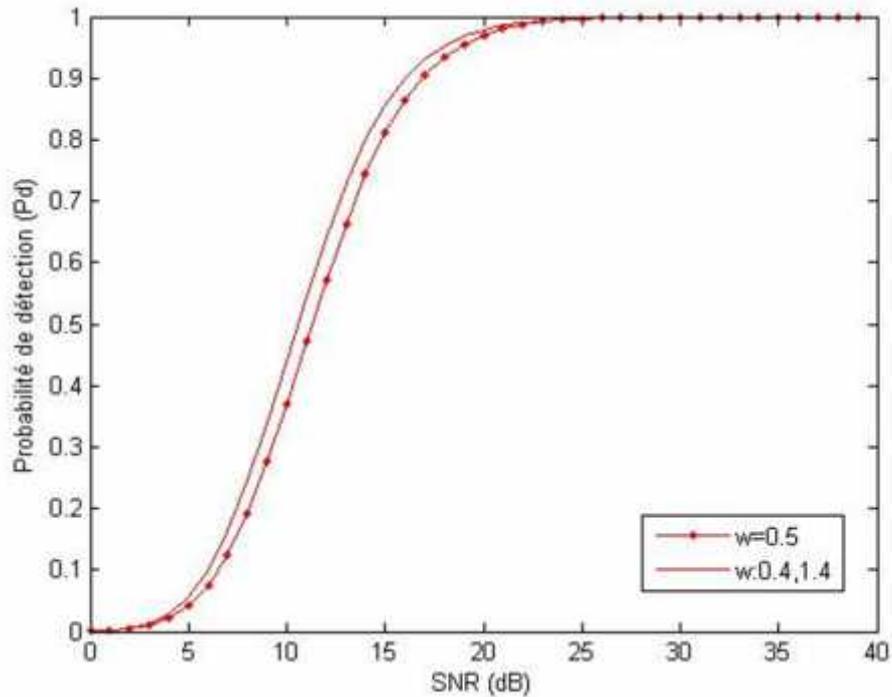


Fig. 5.18 Comparaison des probabilités de détection pour ω fonction linéaire décroissante sur l'intervalle $[0.4,1.4]$ et $\omega = 0.5$

Nous pouvons remarquer sur la figure 5.14 qu'une valeur de $\omega = 0.5$ provoque une meilleure performance de détection comparativement à $\omega = 0.2$ et $\omega = 1.4$. Tandis que l'observation de la figure 5.13, sur laquelle nous illustrons les variations de la fonction fitness pour différentes valeurs de ω constante, montre que la convergence est plus rapide pour une valeur de $\omega = 0.2$. D'après les figures 5.15 et 5.16, il est clair que la convergence vers un optimum de bonne qualité est plus rapide quand $\omega \in [0.4,1.4]$ par rapport à $\omega \in [0.4,0.9]$, cette qualité est illustrée par les performances de détection améliorées. La comparaison des résultats montre que, pour un facteur d'inertie constant on trouve que les meilleures performances sont celles obtenues pour $\omega = 0.5$. Par contre, en ce qui concerne le cas pour lequel le facteur d'inertie est une fonction décroissante, comme le montrent les figures 5.15 et 5.16, on constate que la probabilité de détection maximale est celle qui a été obtenue pour $\omega \in [0.4,1.4]$ et qui représente le meilleur résultat par rapport à tous les autres cas de variation de ω et qui est clairement représenté sur les figures 5.17 et 5.18. Grâce à tout ce qui précède, nous pouvons constater que les performances optimales avec une probabilité de détection élevée sont liées à un facteur d'inertie fonction décroissante sur l'intervalle $[0.4,1.4]$.

5.5.2 Résultats de simulation pour différents intervalles de vitesse :

Dans cette partie, nous allons effectuer quelques tests afin d'évaluer l'influence du choix de l'intervalle de vitesse des particules v , sur la qualité des résultats de l'algorithme d'optimisation. Pour cela, nous allons exécuter le programme de simulation pour chaque intervalle de vitesse $[-1,1]$, $[-10,10]$ et $[-20,20]$ et nous allons par la suite présenter une comparaison des meilleurs résultats. Ces comparaisons seront basées sur les résultats des probabilités de détection d'un système à deux détecteurs identiques, avec $N_i=32$, dans un environnement homogène et pour une probabilité de fausse alarme désirée égale à 10^{-4} . La règle de décision utilisée est toujours la règle de fusion OR.

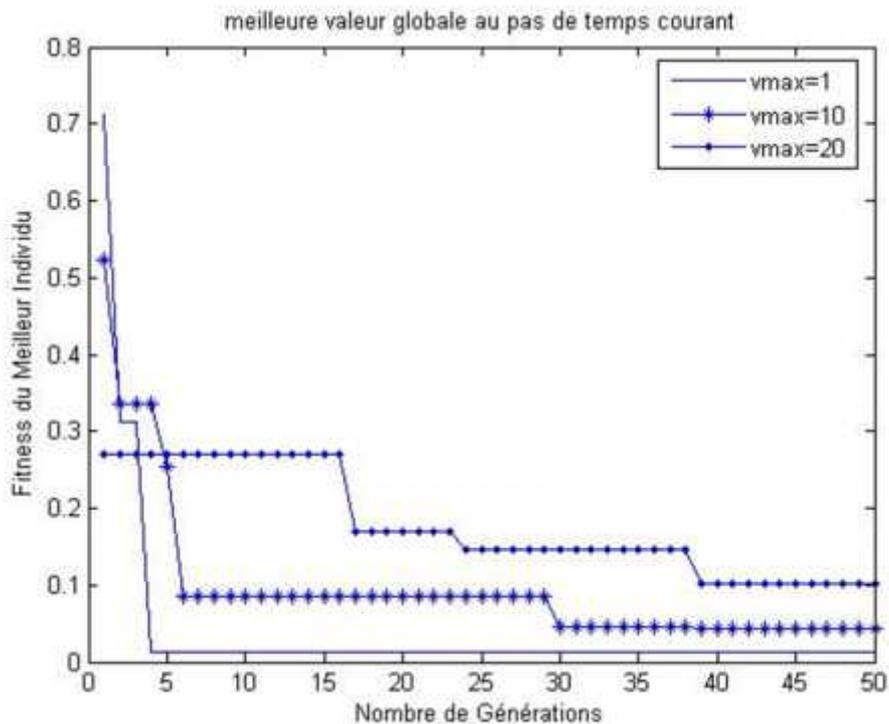


Fig. 5.19 Comparaison des fonction fitness pour différents intervalles de vitesse, avec ω fonction décroissante dans $[0.4,1.4]$.

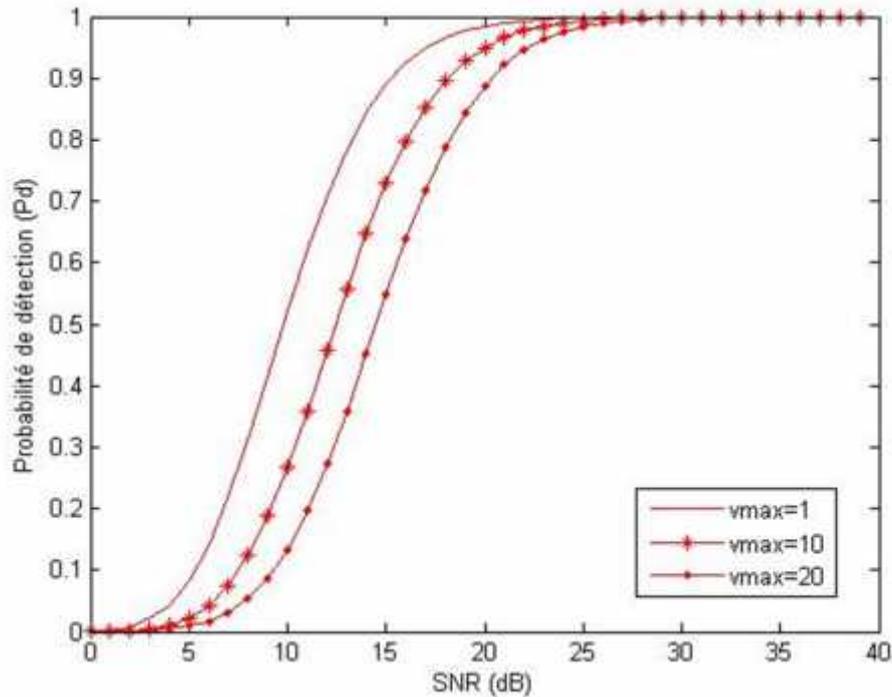


Fig. 5.20 Comparaison des probabilités de détection pour différents intervalles de vitesse, avec w fonction décroissante dans [0,4,1.4].

Les résultats représentés sur la figure 5.19, montrent que l'augmentation de la vitesse des particules (v), provoque une dégradation en termes de convergence de l'algorithme, ce qui influence inévitablement la qualité de détection du système distribué, comme c'est indiqué sur la figure 5.20.

Selon les courbes obtenues, on peut dire que les meilleurs résultats sont ceux qui ont été obtenus pour un intervalle de vitesse $[-1,1]$. En outre, nous constatons également que plus la vitesse maximale est grande, plus les performances se dégradent, que ce soit en termes de probabilité de détection ou de progression de la fonction fitness. Nous utiliserons par la suite, cet intervalle afin de réaliser d'autres simulations pour étudier l'influence des autres paramètres.

5.5.3 L'influence de l'espace de recherche :

Dans cette section, nous allons étudier l'effet de l'espace de recherche sur les résultats de simulation, où nous traitons seulement deux cas : $k \in [N/2, N]$ et $k \in [3N/4, N]$, en plus du cas traité précédemment pour $k \in [1, N]$. Puis, nous allons examiner l'effet du choix de l'intervalle de variation du paramètre T , en utilisant l'intervalle de k qui a donné les

meilleurs résultats. Dans ce cas nous effectuerons des simulations, en utilisant la règle de fusion OR comme règle de décision et en choisissant $\omega \in [0.4, 0.9]$, afin de faciliter l'observation de l'effet du choix de l'espace de recherche. Les résultats de comparaison, pour différents intervalles de variation de k , sont illustrés sur les figures 5.21 et 5.22.

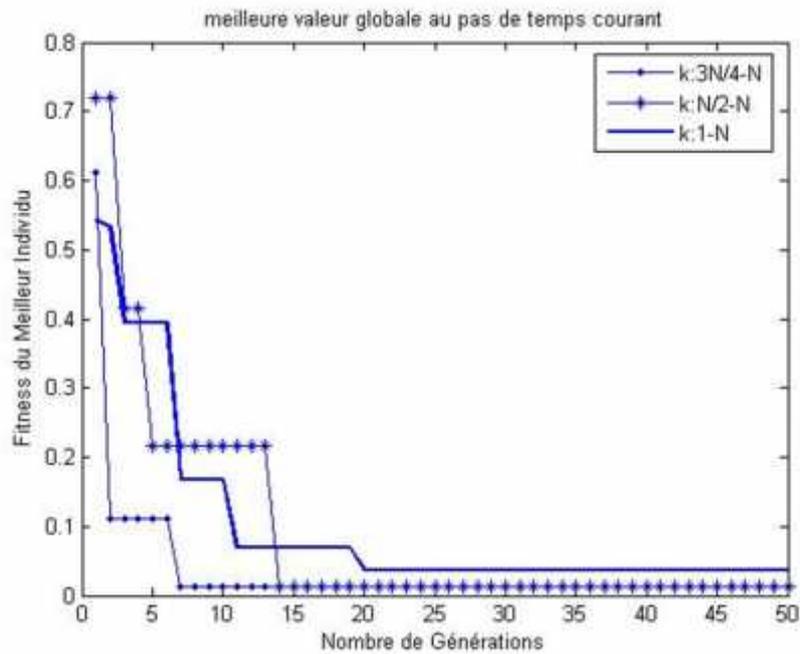


Fig. 5.21 Variation de la fonction fitness pour différents intervalles de variation de k .

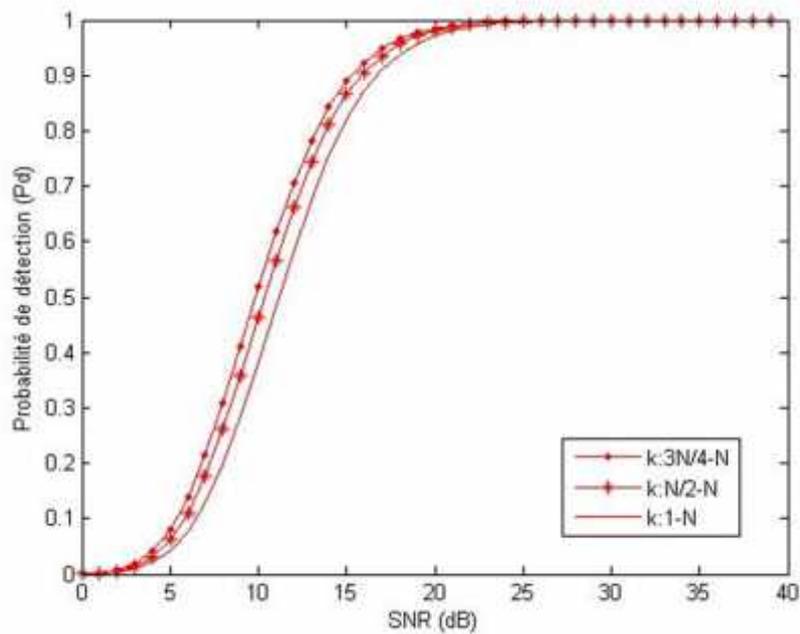


Fig. 5.22 Les probabilités de détection pour différents intervalles de variation de k .

5.5.4 Résultats de simulation représentant l'influence des coefficients d'accélération :

Dans cette partie, nous allons tester l'effet des coefficients d'accélération sur les résultats de l'algorithme PSO et l'amélioration que peut apporter la variation de ces coefficients. Pour cela, nous allons choisir certaines des valeurs de c_1 et c_2 avec $\omega \in [0.4, 0.9]$ et $T \in [0, 200]$.

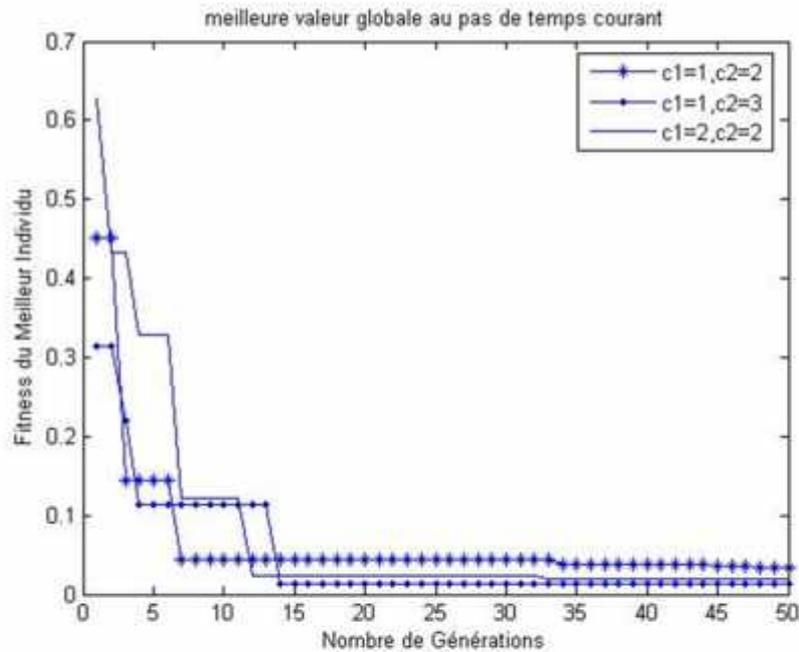


Fig. 5.23 Variation de la fonction fitness pour différentes valeurs du coefficient d'accélération.

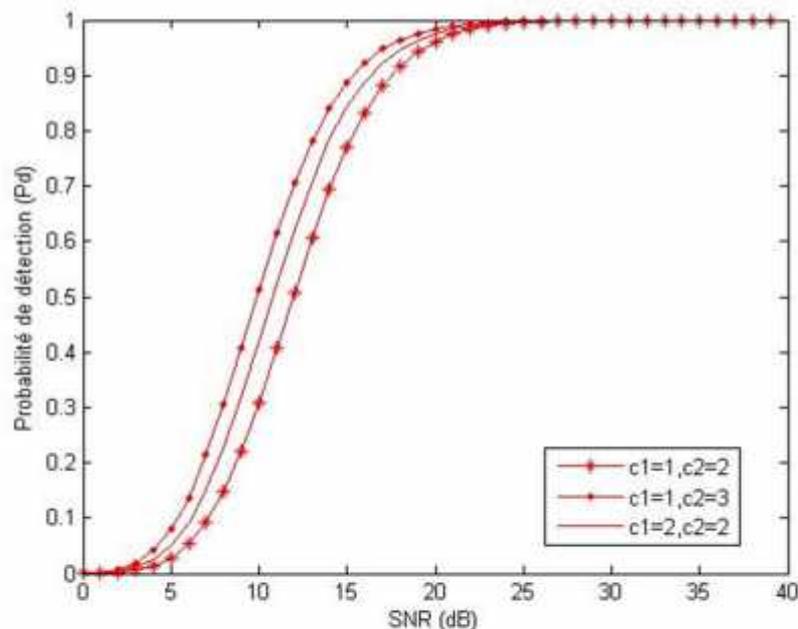


Fig. 5.24 Les probabilités de détection pour différentes valeurs du coefficient d'accélération.

Les résultats de comparaisons dans la figure 5.23, montrent que malgré la convergence de la fonction fitness vers des valeurs relativement faibles pour les trois cas des coefficients d'accélération traités, l'algorithme PSO ne présente pas la caractéristique de converger vers un optimum de même qualité. Nous constatons aussi que l'algorithme converge vers le meilleur optimum dans le cas de $c_1 = 1$ et $c_2 = 3$, alors que dans le cas où $c_1 = 1$ et $c_2 = 2$ l'algorithme converge vers un optimum médiocre, malgré sa rapidité de convergence par rapport aux autres cas. La comparaison des performances pour chaque cas est illustrée sur la figure 5.24. Par conséquent, les valeurs initiales de 2.0 pour les deux coefficients c_1 et c_2 à la fois dont la somme vaut 4.0 sont également un bon choix pour l'algorithme de PSO, sauf que l'utilisation de $c_1 = 1$ et $c_2 = 3$ améliore la capacité de recherche de cet algorithme, ce qui permet d'obtenir de meilleures performances de détection.

5.5.5 Evaluation des résultats dans le cas non-homogène :

D'après les résultats obtenus pour différents paramètres, nous avons constaté que l'utilisation d'un algorithme PSO, basé sur la mise à jour dynamique du facteur d'inertie, et qui a été prité dans notre cas pour $\omega \in [0.4, 0.9]$, avec un intervalle de vitesse $[-1, 1]$, permet un déplacement rapide au niveau de l'espace de recherche qui doit être choisi de manière appropriée, selon le problème traité et que la connaissance a priori de cet espace garantira une meilleure estimation des paramètres du système distribué OS-CFAR, assurant ainsi de bonnes performances de détection.

Afin de vérifier la robustesse de notre algorithme, nous avons opté à tester les résultats précédents dans d'autres conditions pour le cas d'un environnement non homogène. Pour cela, nous avons supposé un système à deux détecteurs non identiques, avec 12 cellules pour le premier détecteur et 16 cellules pour le deuxième. Pour ce qui est de l'intervalle de variation de T_i et k_i , nous avons supposé $T \in [1, 200]$ et $k_i \in [1, N_i]$ respectivement. Les simulations sont effectuées pour $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, $v \in [-1, 1]$ et $\omega \in [0.4, 0.9]$. Dans ce cas, nous avons supposé la présence de deux et cinq cibles interférentes au niveau des cellules de références dans chaque détecteur, pour une détection suivant la règle de fusion OR.

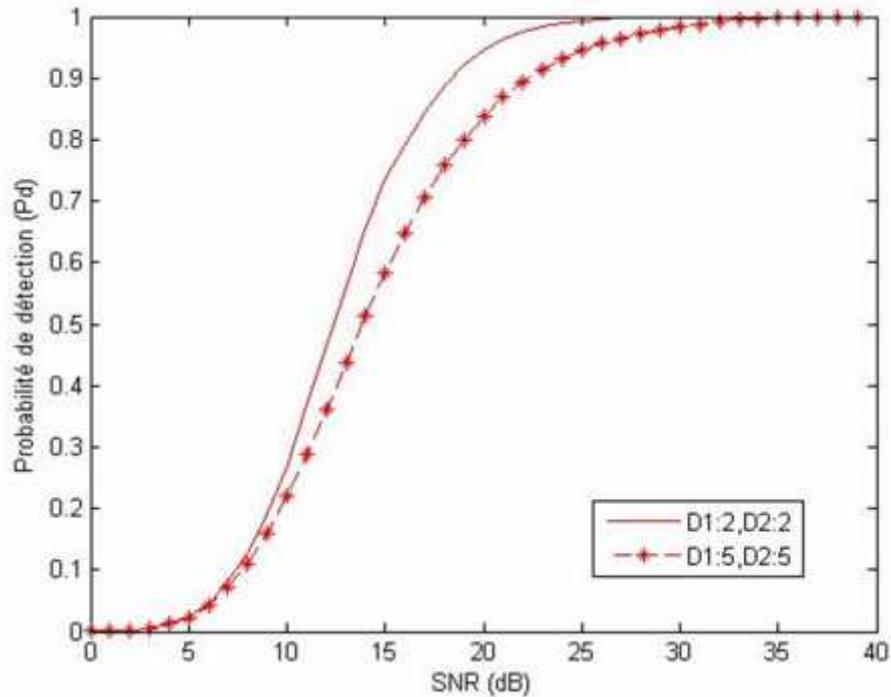


Fig. 5.25 Les probabilités de détection pour différents cas de cibles interférentes après changement des paramètres de l'algorithme PSO.

D'après les résultats présentés sur la figure 5.25, nous pouvons remarquer une amélioration des performances de détection, après changement des paramètres, en comparaison avec les résultats obtenus pour l'algorithme PSO avec les paramètres initiaux (figure 5.12).

5.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons examiné les performances de la détection du système distribué OS-CFAR, dont le seuil a été optimisé par l'utilisation de l'algorithme PSO, dans un environnement homogène et non homogène. Au début, nous avons présenté la difficulté d'estimation du seuil de détection, liée à l'utilisation de plusieurs détecteurs pour un système distribué CFAR, ainsi que la possibilité d'atteindre un optimum qui soit loin de l'optimum global, en utilisant la résolution analytique. Pour contourner ce problème, nous avons proposé un algorithme PSO afin d'estimer les paramètres du système, qui permettent d'optimiser le seuil de détection. Les systèmes considérés, diffèrent selon le nombre de cellules dans chaque détecteur, selon le nombre de détecteurs dans chaque système et aussi selon les règles utilisées dans le centre de fusion. A travers une série de simulations en utilisant l'algorithme PSO, où tous les paramètres du système sont optimisés simultanément sans nécessité de codage, nous avons examiné le mécanisme d'exploration et d'exploitation

de l'espace de recherche conditionné par les paramètres de l'algorithme, qui sont le nombre d'itérations, l'attraction vers la meilleure position et vers la meilleure voisine, le facteur d'inertie, les coefficients d'accélération et la fitness, et par des conditions initiales des paramètres, tenant compte des valeurs limites. Les résultats de simulation ont été présentés pour les différents cas d'étude et nous pouvons ainsi conclure qu'un choix approprié des différents paramètres de l'algorithme avec un nombre élevé de détecteurs locaux dans le système distribué permet d'obtenir de meilleures performances pour la détection.

Chapitre 6

Conclusion Générale et Perspectives

Résumé

Dans ce chapitre, nous allons rappeler l'essentiel de notre travail pour mettre en évidence notre contribution, par la suite nous donnerons quelques suggestions pour une éventuelle extension de notre étude.

6.1. Conclusion générale.

6.2. Perspectives.

6.1. Conclusion générale :

Dans cette étude, une tentative de prouver l'efficacité d'une approche fondée sur l'intelligence des essaims, est présentée pour l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR. Dans ce contexte, nous avons utilisé une variante de l'algorithme PSO standard, qui consiste à appliquer un facteur d'inertie pour contrôler la vitesse des particules, afin de définir les paramètres K et T du système distribué OS-CFAR, et qui permettrons par la suite de déterminer un seuil de détection optimum. À cet objectif, et afin de mettre en évidence la qualité des résultats obtenus en utilisant cette technique, différentes simulations ont été effectuées et les performances de détection obtenues, pour les cas étudiés, ont été comparées et analysées.

Dans nos applications, nous avons proposé un algorithme PSO adapté au problème traité, de sorte que les composantes de chaque particule de l'essaim représentent les paramètres du système distribué CFAR, que nous voulons définir. Le critère de Neyman-Pearson a été adopté comme fonction d'évaluation et les paramètres initiaux ont été choisis de manière empirique. Ainsi, dans la première partie de ce travail, nous avons étudié l'influence d'un certain nombre de facteurs susceptibles de modifier les propriétés du système. Où, nous avons pris en considération l'effet du nombre de détecteurs OS-CFAR locaux dans chaque système distribué, l'effet de la variation du SNR, de même que l'effet de la Pfa. Nous avons également abordé l'impact des deux règles de fusion AND et OR. En comparant les résultats obtenus dans un environnement homogène, nous avons constaté que les meilleures performances de détection ont été obtenues pour le système qui contient un nombre élevé de détecteurs, pour une règle de fusion OR dans la majorité des situations. Quant aux résultats trouvés dans le cas d'un environnement non homogène, la comparaison des performances pour différentes situations avec présence de cibles interférentes, a montré une dégradation des performances de détection, qui peut provoquer un effet néfaste sur le fonctionnement du système avec l'augmentation du nombre de cibles interférentes. Cependant, et malgré cette dégradation, le système a donné des résultats acceptables dans une certaine mesure. D'après ce qui précède, il est clair qu'il est plus simple d'accomplir une détection dans un milieu homogène que de la faire dans un milieu non homogène où la détection est perturbée par la présence de cibles interférentes, qui troublent la détermination du seuil de détection.

Le reste de notre étude a été consacré pour présenter l'influence du choix et du réglage des paramètres de l'algorithme PSO sur la qualité des résultats. Il est à noter, que la sélection des

paramètres de l'algorithme PSO est l'un des facteurs clés qui influe sur la capacité de recherche globale de l'algorithme. Dans ce sens, et pour évaluer les effets de choix des différents paramètres, nous avons proposé quelques changements dans les valeurs de ses paramètres. A travers les résultats de comparaison, nous avons remarqué que l'espace de recherche doit être aussi faible que possible, en tenant compte des intervalles adéquats et suffisants pour le problème à traiter. Nous avons remarqué aussi que les meilleurs résultats sont obtenus pour le cas où le facteur d'inertie diminue linéairement au cours du processus d'optimisation. En outre, il faut trouver la combinaison optimale des paramètres de la vitesse maximale des particules et les coefficients d'accélération qui permettra de garantir la convergence vers le voisinage de l'optimum global autant que possible. Les performances de détection ont été examinées et comparées et les résultats de simulation ont montré l'efficacité de l'algorithme PSO proposé à améliorer la performance de notre système.

6.2. Perspectives :

Le travail présenté, nous a permis d'explorer et d'approfondir nos connaissances dans le domaine de la détection distribuée CFAR, où nous avons utilisé la technique PSO comme outil d'optimisation du seuil de détection dans ces systèmes. Pour construire un concept plus complet sur l'impact de la technique dans le domaine de l'optimisation des systèmes distribués, ces quelques points peuvent être pris en compte:

- Il sera intéressant d'appliquer la technique sur d'autres types de systèmes distribués CFAR.
- L'application de la technique pour différents modèles d'environnements radar, pourra être envisagée.
- D'autres algorithmes d'optimisation existants peuvent être testés, afin d'examiner l'efficacité de la méthode PSO par rapport à ses concurrentes.
- Comme il sera également intéressant d'appliquer d'autres variantes de l'algorithme PSO proposé, pour concevoir l'algorithme le mieux adapté à la résolution du problème de la détection distribuée CFAR.

Bibliographie:

- [1] Kouemou, G., "*Radar Technology*", In-Teh, Croatia, December 2009.
- [2] Skolnik, M. I., "*Radar Handbook*", 2nd Ed, McGraw- Hill, New York, 1990.
- [3] Mahafza, B. R., "*Radar Signal Analysis and Processing Using MATLAB*", Chapman & Hall, Boca Raton, 2008.
- [4] Kolawole, M. O., "*Radar Systems, Peak Detection and Tracking*", PhD, Elsevier, Oxford, 2002.
- [5] Skolnik, M. I., "*Radar Handbook*", 3rd Ed, McGraw-Hill, New York, 2008.
- [6] Minkoff, J., "*Signal Processing: Fundamentals and Applications for Communications and Sensing Systems*", Artech House, Boston, 2002.
- [7] Haykin S., "*Adaptive Radar Signal Processing*", Wiley-Interscience, Canada, 2007.
- [8] Richard, G. C., "*Radar System Performance Modeling*", Snd Ed, Artech House, Boston, 2002.
- [9] Unnikrishna, S., Pillai, Ke Yong Li, Himed, B., "*Space Based Radar Theory & Applications*", McGraw-Hill, New York, 2008
- [10] David K. B., Sergey A. L., "*Encyclopedia of Radar Technology*", Norwood, MA: Artech House, Boston, 1998.
- [11] Shirman, Y. D., "*Computer Simulation of Aerial Target Radar Scattering, Recognition, Detection, and Tracking*", Artech House, Boston, 2002.
- [13] Barkat, M., "*Signal Detection and Estimation*", Norwood, MA: Artech House, Boston, 2005.
- [14] Steven, M. K., "*Fundamentals of Statistical Signal Processing Volume 2 Detection Theory*", Prentice Hall, New Jersey, 1998.
- [15] Finn, H. M., Johnson, R. S., "*Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimation*", RCA reviewer, vol. 29, No. 3, 1968, pp.414-464.

- [16] Hansen, V. G., Sawyers, J. H., "*Detectability Loss Due to Greatest of Selection in a Cell-Averaging CFAR*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-16, No. 1, January 1980, pp. 115-118.
- [17] Trunk, G. V., "*Range Resolution of Targets Using Automatic Detection*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-14, N^o. 5, 1978, pp. 750-755.
- [18] Rohling, H., "*Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-19, N^o. 4, July 1983, pp. 608-616.
- [19] Gandhi, P. P., Kassam, S. A., "*Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 24, N^o. 4, July 1988, pp. 427-444.
- [20] Gandhi, P. P., Kassam, S. A., "*An adaptive order statistic constant false alarm detector*", IEEE International Conference on Systems Engineering, 24-26 Aug 1989, pp. 85-88.
- [21] Srinivasan, R., "*Distributed radar detection theory*", IEE Proceedings F Communications, Radar and Signal Processing, Vol. 133, No. 1, 1986, pp 55-60.
- [22] Barkat, M., Varshney, P. K., "*Decentralized CFAR Signal Detection*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-25, March 1989, pp. 141-149.
- [23] Barkat, M., Varshney, P. K., "*Adaptive Cell-Averaging CFAR Detection in Distributed Sensor Networks*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-27, No. 3, May 1991, pp. 424-429.
- [24] Elias-Fusté, A. E., Broquetas, A., Antequera, J. P., and Yuste, J. C. M., "*CFAR Data Fusion Center with Inhomogeneous Receivers*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 28, No. 1, January 1992, pp.276-285.
- [25] Üner, M. K., Varshney, P. K., "*Distributed CFAR Detection in Homogenous and Nonhomogenous Backgrounds*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 32, No. 1, January 1996, pp. 84-97.

- [26] Witte, C. S., Gandhi, P. P., "*Performance of Distributed CFAR Processors in Nonhomogeneous Background*". Record of the 1994 IEEE National Radar Conference, Atlanta, GA, 29-31 Mar 1994, pp 212 – 217.
- [27] Gowda, C. H., Viswanathan, R., "*Performance of Distributed CFAR Test under Various Clutter Amplitudes*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 35, No. 4, October 1999, pp. 1410-1418.
- [28] Glover, F., Kochenberger, G., "*Handbook of Metaheuristics*", Kluwer Academic Publishers, Dordrecht 2003, springer verlag.
- [29] Osman, I. H., Laporte, G., "*Metaheuristics: A bibliography, Annals of Operational Research*", 1996, Vol. 63, Issue 5, 511-623.
- [30] Kennedy, J., Eberhart, R. C., "*Particle swarm optimization*", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol.4, 1995, pp. 1942-1948.
- [31] Eberhart, R. C., and Kennedy, J., "*A new optimizer using particle swarm theory*", Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995, 39-43.
- [32] Kennedy, J., Eberhart, R. C., with Yuhui Shi, "*Swarm Intelligence*", the Morgan Kaufmann Series in Evolutionary Computation, 2001
- [33] Angeline Peter J., "*Evolutionary Optimization Versus Particle Swarm Optimization: Philosophy and Performance Differences*", In V.W. Porto, Saravanan, N., Waagen, D., and Eiben, A. E., editors, Evolutionary Programming VII: Proc. EP98, New York: Springer-Verlag, pp.601-610.
- [34] Yong-Ling Zheng, Long-Hua Ma, Li-Yan Zhang, Ji-Xin Qian, "*On the convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization*", in Proc. IEEE Of International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Vol. 3, 2-5 Nov. 2003, pp 1802 – 1807.
- [35] Clerc, M., Kennedy, J., "*The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space*", IEEE Transactions on Evolutionary Computation 2002, Vol. 6, pp 58–73.

- [36] Kennedy, J., Mendes, R., "*Population structure and particle swarm performance*", In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2002, pp 1671-1676.
- [37] Lane, J., Engelbrecht, A., Gain, J., "*Particle swarm optimization with spatially meaningful neighbours*". In Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium St. Louis MO USA, 21-23 September, 2008 pp 1-8.
- [38] Shi, Y., Eberhart, R. C., "*Empirical study of particle swarm optimization*", In Proceedings of the IEEE congress on evolutionary computation, 1999, pp 1945–1950.
- [39] Shi, Y., Eberhart, R. C., "*Parameter selection in particle swarm optimization*", In Evolutionary Programming VII: Proc. EP98, New York: Springer-Verlag, 1998, pp.591-600.
- [40] Shi, Y., Eberhart, R. C., "*A modified particle swarm optimizer*", In Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1998, pp. 69–73.
- [41] Suganthan, P. N., "*Particle swarm optimiser with neighbourhood operator*", In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 1999, pp 1958-1962.
- [42] Kennedy, J., "*Stereotyping: Improving particle swarm performance with cluster analysis*", In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2000, pp 1507–1512.
- [43] Dai, Y. T., Liu, L. Q., Li, Y., "*An intelligent parameter selection method for particle swarm optimization algorithm*", In Proceedings of the 4th International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, CSO, 2011, IEEE, pp. 960-964.
- [44] Ratnaweera, A., Halgamuge, S., Watson, H., "*Self Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer with time varying acceleration coefficients*", IEEE transactions on Evolutionary Transactions, vol. 8, 2004, pp. 240-255.
- [45] Shi, Y., Eberhart, R., C., "*Parameter selection in particle swarm optimization*", Lecture Notes in Computer Science—Evolutionary Programming VII, Vol. 1447, In

- Proceedings of the 7th International Conference on Evolutionary Programming, Mar. 1998, pp. 591–600.
- [46] Clerc, M., Kennedy, J., "*The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space*", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No.1, February 2002, pp.58-73.
- [47] Kennedy, J., Eberhart, R. C., "*A discrete binary version of the particle swarm algorithm*", In IEEE International Conference on Computational Cybernetics and Simulation., Vol. 5, 12-15 Oct 1997, pp. 4104-4109.
- [48] Abdou, L., Soltani, F., "*Improvement of the performance of distributed OS-CFAR system by $(\mu+)$ -ES optimization*", IEEE 5th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, 2008, pp.1-6.
- [49] Abdou, L., "*Application des algorithmes évolutionnaires à l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR*", thèse de Doctorat, Université Hadj Lakhdar Batna, 2009.