

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Automatique
Option : Génie des systèmes industriels

Réf:.....

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme de Master:

Thème:

*Optimisation du seuil de détection
dans un système distribué OS-CFAR
par PSO*

Présenté par :
SAOTI Hocine & BEN ALIA Farès

Devant le jury composé de:

M ^{me} MAGHREBI Hassina	Maître assistant A	Président
Dr. ABDOU Latifa	Maître de Conférences A	Encadreur
M ^{me} MECHGOUG Rayhane	Maître Assistant A	Examineur

Année universitaire: 2012 / 2013

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Automatique
Option : Génie des systèmes industriels

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème:

Optimisation du seuil de détection dans un système distribué OS-CFAR par PSO

Présenté par :

SAOTI Hocine & BENALIA Farès

Avis favorable de l'encadreur :

Dr. ABDOU Latifa *signature*

Avis favorable du Président du Jury

Nom et prénom :

Signature

Cachet et signature



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Automatique
Option : Génie des systèmes industriels

Thème:
*Optimisation du seuil de détection dans un système
distribué OS-CFAR par PSO*

Proposé par: Dr. ABDOU Latifa

Dirigé par: Dr. ABDOU Latifa

RESUME

L'un des problèmes les plus importants dans les systèmes radar, est la détection automatique de cibles, dans un environnement où le signal réfléchi est contaminé par un bruit non stationnaire, du aux objets indésirables. Ceci nécessite l'utilisation d'un seuil adaptatif en maintenant un taux de fausse alarme constant et qui représente la détection CFAR (Constant False Alarm Rate). Dans ce mémoire nous avons présenté une optimisation du seuil de détection, dans un système distribué OS-CFAR, en appliquant la méthode du PSO (Particles Swarm Optimisation). Plusieurs situations ont été traitées, suivant la variation du rapport signal à bruit, de la Probabilité de fausse alarme et du nombre de détecteurs dans le système. Aussi un changement des paramètres du PSO a été effectué afin de tester l'efficacité de cet algorithme. Les résultats trouvés ont été concluants, vu l'amélioration de la performance du système en augmentant le nombre détecteurs.

المخلص

من أهم المشاكل في أنظمة الرادار و الكشف الآلي عن الأهداف هو انعكاس إشارة مشوشة من بيئة بها ضوضاء غير مستقرة وكذا الأهداف الغير مرغوب فيها. هذا يتطلب استخدام عتبة التكيف من خلال المحافظة على معدل انذار خاطئ ثابت ويمثل الكشف عن القيم الثابتة للإنذار الخاطئ (CFAR). في هذه المذكرة قدمنا النظام الموزع (OS-CFAR) لتحسين عتبة الكشف عن الأهداف، وذلك باستخدام طريقة تحسين سرب الجسيمات (PSO). وقد تم التعامل مع العديد من الحالات ، وفقا لتغير نسبة الإشارة في الضوضاء واحتمال الانذارات الخاطئة وعدد أجهزة الكشف في النظام. وكذلك تغيير في إعدادات خوارزمية تحسين سرب الجسيمات (PSO). وكانت النتائج المتحصل عليها مرضية ، ويرجع ذلك إلى تحسين أداء النظام عن طريق زيادة عدد أجهزة الكشف.

Dédicaces

A ma chère mère, ma grand-mère et mon cher père, aux

familles Saoti et Chergui

A mes frères et ma petite sœur

A tous mes plus chers amis Yazid, Walid, Ahmed,

Houssam, Fares, ainsi que leurs familles.

A tous ce qu 'il m 'a aidé.

Je dédie ce travail

SAOTI HOCINE

Dédicace

A mes chers parents Aïcha et Belgacem

Ma très chère mère, la personne qui occupe la meilleure place dans mon cœur, celle qui a sacrifiée sa vie pour guider mes pas vers la lumière, et qui a fait de moi ce que je suis aujourd'hui.

A mon père qui m'a soutenu à chaque étape de ma vie et m'a poussé vers l'avant, vers tous ce qui est bon pour moi.

Que dieu leurs accorde une longue et heureuse vie.

A mes frères et mes sœurs

Vous vous être dépensés pour moi sans compter.

En reconnaissance de tous les sacrifices consentis par tous et chacun pour me permettre d'atteindre cette étape de ma vie.

Avec toute ma tendresse.

A mes meilleurs amis

A tous mes camarades de la promotion : 2012/2013

A tous mes camarades de la faculté des sciences et technologie de l'université Mohamed khider de Biskra

Je dédie ce travail

BEN ALIA FARES

Remerciements

A DIEU, pour la force qu'il m'a donnée, et qu'il donne aux personnes qui nous ont aidées et soutenues

En préambule à ce mémoire, nous espérons adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui, nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

Nous tenons à remercier notre encadreur DR Abdou Latifa, pour l'orientation, la confiance et la patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port. Qu'elle trouve dans ce travail un hommage vivant à sa haute personnalité.

Nous tenons à remercier les membres de jury d'avoir accepté d'évaluer notre travail.

*A tous ceux qui ont été à nos côtés jusqu'à aujourd'hui.
A tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.
A tous nos camarades de classe et nos collègues.*

Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre I

Analyse des détecteurs CFAR

I.1 Introduction.....	3
I.2 Le détecteur CFAR.....	3
I.3 Composant du détecteur CFAR.....	4
I.4 Fonctionnement d'un détecteur CFAR.....	5
I.5 Les différents types de détecteurs CFAR	5
I.6 Différentes topologies des systèmes distribués.....	9
I.7 Analyse des systèmes distribués.....	11
I.7-1 Règle de Fusion AND	12
I.7-2 Règle de Fusion OR	14
I.8 Conclusion.....	15

Chapitre II

Analyse de la technique PSO

II.1 Introduction.....	16
II.2 L'optimisation par essaim particules.....	16
II.2-1 Principe de base d'un PSO.....	17
II.2-2 Formulation mathématique de PSO.....	19
II.3 L'algorithme de PSO.....	22
II.4 Conclusion.....	23

Chapitre III

Simulation et interprétation des résultats

III.1 Introduction.....	24
III.2 Le rapport signal sur bruit.....	24
III.3 Problème d'optimisation.....	24
III.4 L'algorithme d'optimisation par PSO, pour un système distribué OS-CFAR.....	26
III.5 Simulation et interprétation des résultats	26
III.5.1 Système à un seul détecteur.....	27
III.5.1.1 Analyse du système suivant la variation de P_{fa}	27
III.5.1.2 Analyse du système suivant la variation de nombre des cellules N	28
III.5.2 Système à deux détecteurs.....	29
III.5.2.1 Cas identique.....	29
III.5.2.1.1 Règle de fusion AND.....	29
III.5.2.1.2 Règle de fusion OR.....	29
III.5.2.2 Cas non identique.....	30
III.5.2.2.1 Règle de fusion AND.....	30
III.5.2.2.2 Règle de fusion OR.....	31
III.5.3 Système à trois détecteurs optimisés par PSO.....	32
III.5.4 Variation de la performance suivant la valeur de P_{fa}	41
III.5.5 Comparaison de la performance entre un système à deux détecteurs et un système à trois détecteur.....	45
III.6 CONCLUSION.....	48
Conclusion générale.....	49
Bibliographie.....	50

Liste des figures

Figure I.1 Sensibilité de la Pfa à la puissance du bruit.....	4
Figure I.2 Architecture générale du détecteur CFAR.....	4
Figure I.3 Algorithme du détecteur CA, GO et SO-CFAR.....	7
Figure I.4 Algorithme du détecteur OS et CMLD-CFAR.....	8
Figure I.5 Système de détection distribuée à fusion série.....	9
Figure I.6 Système de détection distribuée avec centre de fusion de données.....	10
Figure II.1 Groupe de : (a) oiseaux, (b) poissons, (c) fourmis, (d) abeilles.....	17
Figure II.2 Le cercle virtuel pour un swarm de sept particules.....	18
Figure II.3 Schéma de principe du déplacement d'une particule.....	19
Figure II.4 Organigramme de l'algorithme PSO.....	22
Figure III.1 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système distribué OS-CFAR pour différentes valeurs de Pfa ($N=24$).....	27
Figure III.2 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système distribué l'OS-CFAR pour différentes valeurs de N ($Pfa=10^{-2}$).....	28
Figure III.3 Variation de la probabilité de détection pour $N=24$ et $Pfa=10^{-2}$	30
Figure III.4 Variation de la probabilité de détection de l'OS-CFAR distribué pour $N1=24$, $N2=32$ et $Pfa=10^{-2}$	31
Figure III.5 la probabilité de détection en fonction du SNR pour un système distribué l'OS-CFAR à trois détecteurs par PSO pour la règle and identique.....	33
Figure III.6 Variation de la Pd en fonction du SNR pour un système distribué à 3 détecteurs identiques (la règle de fusion OR).....	34
Figure III.7 Variation de la Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion AND).....	35
Figure III.8 Variation de la Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion OR).....	36
Figure III.9 Variation de la fonction objective (fitness) en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2 (règle de fusion AND).....	37
Figure III.10 Variation de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2 (règle de fusion OR).....	37

Figure III.11 Variation de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2, pour le cas non identique (règle de fusion AND).....	38
Figure III.12 Variation de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2, cas non identique (règle de fusion OR).....	38
Figure III.13 Variation de la Pd pour un système à 3 détecteurs identiques pour N=24.....	39
Figure III.14 Variation de la Pd pour un système à 3 détecteurs non identiques	40
Figure III.15 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs identiques suivant différentes valeurs de Pfa (règle de fusion AND).....	41
Figure III.16 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs identiques pour différentes valeurs de Pfa (règle de fusion OR)	42
Figure III.17 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs non identiques pour différentes valeurs de Pfa (règle de fusion AND).....	43
Figure III.18 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système à trois détecteurs non identiques pour différentes valeurs de Pfa (règle de fusion OR).....	44
Figure III.19 Variation de Pd en fonction du SNR pour deux différents systèmes (règle de fusion AND).....	45
Figure III.20 Variation de Pd en fonction du SNR pour deux différents systèmes (règle de fusion OR).....	46
Figure III.21 Variation de Pd en fonction du SNR pour deux différents systèmes non identiques (règle de fusion AND).....	47
Figure III.22 Variation de Pd en fonction du SNR pour deux différents systèmes non identiques (règle de fusion OR).....	48

Liste des tableaux

Tableau III.1 variation des paramètres suivantes la valeur de la Pfa (cas d'un système un seul détecteur).....	27
Tableau III.2 variation des paramètres K et T suivant le nombre de cellules (cas d'un système à un seul détecteur).....	28
Tableau III.3 Variation de T pour différentes valeurs de Pfa et N (règle de fusion AND).....	29
Tableau III.4 Variation de T pour différentes valeurs de Pfa et N (règle de fusion OR).....	29
Tableau III.5 Variation de T pour différentes valeurs de Pfa et N (règle de fusion AND)....	30
Tableau III.6 Variation du facteur T pour différentes valeurs de Pfa et N (règle de fusion OR).....	31
Tableau III.7 valeur des paramètres PSO.....	32
Tableau III.8 les valeurs optimale de T, K par apport les 4 essais de la règle de fusion AND Identique.....	32
Tableau III.9 les valeurs optimales de T et K pour un système à détecteurs identiques (règle de fusion OR)	33
Tableau III.10 Les valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs non identiques pour les 4 cas d'essais.....	34
Tableau III.11 les valeurs optimale de T et K pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion OR).....	35
Tableau III.12 Valeurs des facteurs T et de l'ordre statique K pour un système à 3 détecteurs identiques (N=24).....	39
Tableau III.13 Valeurs des facteurs T et de l'ordre statique K pour un système à 3 détecteurs non identiques	40
Tableau III.14 Valeurs optimales de K et T pour un système à 3 détecteurs identiques (règle de fusion AND).....	41
Tableau III.15 Valeurs optimales de K et T pour un système à 3 détecteurs identiques (règle de fusion OR).....	42
Tableau III.16 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion AND).....	43
Tableau III.17 Valeurs optimales de T et K pour un système à trois détecteurs non identiques (règle de fusion OR).....	44

Tableau III.18 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs identiques et un système à 2 détecteurs identiques (règle de fusion AND).....	45
Tableau III.19 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs identiques et un système à 2 détecteurs non identiques (règle de fusion OR).....	46
Tableau III.20 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs et un système à 2 détecteurs non identiques (règle de fusion AND).....	46
Tableau III.21 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs et un système à 2 détecteurs non identiques (règle de fusion OR).....	47

Liste des abréviations

RADAR : radio détection and ranging

CFAR :constant false alarme rate

OS-CFAR :Order Statistic- constant false alarme rate

CA-CFAR :Cell Averaging – constant false alarme rate

CMLD-CFAR :Censored Mean Level Detector- constant false alarme rate

ACO : Ant Colony Optimization

GA: Genetic algorithm

PSO : Particle Swarm Optimization

SNR: Signal-to-Noise Ratio

Introduction générale

Par définition, le mot Radar est une abréviation d'une expression anglaise (Radio Détection And Ranging), qui signifie 'détection et télémétrie par Radio'.

Le système Radar est un système électronique d'émission et de réception d'onde électromagnétique qui a beaucoup d'applications. Le système RADAR était utilisé pour la première fois dans la seconde guerre mondiale, mais actuellement il est utilisé dans plusieurs domaines civils, comme par exemple : la météorologie, le contrôle du trafic aérien.

La détection du signal RADAR requiert un matériel spécial et un énorme calcul de traitement du signal. Dans de tels systèmes, le signal de la cible retourne avec des bruits de l'environnement (sol, mer.... etc.)

La détection classique basée sur un seuil fixe qui donne une augmentation considérable dans la probabilité de fausse alarme pour une faible augmentation du bruit. Pour cela il est préférable d'utiliser un seuil adaptatif afin d'analyser et d'améliorer la détection. Ce type de détection est appelée détection CFAR, abréviation de « constant False Alarm Rate ».

Le système CFAR est basé sur un seuil adaptatif, qui est calculé en fonction de la puissance du bruit ambiant avec l'estimation de la puissance du clutter. La stratégie de détection optimale est basée sur l'amélioration de la probabilité de détection tout en maintenant la probabilité de fausse alarme constante, afin d'éviter tout changement de la probabilité de fausse alarme liée à l'augmentation du bruit de l'environnement dû à une détection avec un seuil fixe.

Dans cette étude, nous allons proposer une optimisation du seuil de détection d'un système distribué OS-CFAR basée sur l'algorithme du PSO abréviation de l'anglais « Particle Swarm Optimisation ». Ces techniques sont basées sur l'intelligence collective, inspirées de la nature telles que les algorithmes génétiques et les colonies de fourmis. Ces algorithmes sont inspirés des essaims d'insectes (des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver la source de nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Etant donné un espace de recherche et une fonction sur cet espace dont on cherche l'optimum.

Récemment, les systèmes de détection distribuée basés sur plusieurs détecteurs avec une fusion de données ont été largement considérées. Celui-ci est due au nombreux avantages par rapport aux détecteurs centralisés qui utilisent un seul senseur tels que la rapidité, l'efficacité et la capacité de couvrir une grande surface de surveillance. les radars sont espacés géographiquement et ils fonctionnent d'une manière que la détection se fait dans une même région. Chaque détecteur fait son traitement du signal et envoie une décision locale vers le processeur centrale. En basant sur un critère de performance, les décisions partielles des détecteurs sont réunies et combinées par une règle optimale de fusion pour obtenir une décision globale.

Ce mémoire est organisé de la manière suivante:

- Le premier chapitre présente les systèmes CFAR d'une manière générale, le calcul du seuil adaptatif, les différents types de systèmes, ainsi que les différentes topologies.
- Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude de l'optimisation par essaim de particules (PSO). Une vue générale sur cette technique, fondée sur la notion de coopération entre particules. L'échange d'information entre eux fait que, globalement, les particules arrivent à résoudre les problèmes difficiles.
- Enfin, le dernier chapitre propose déférent simulations effectuées dans le cas d'un système distribué OS-CFAR et les résultats trouvés par programmation Matlab.

CHAPITRE I

SOMMAIRE

- I.1 Introduction.
- I.2 Le détecteur CFAR.
- I.3 Composants du détecteur CFAR.
- I.4 Fonctionnement d'un détecteur CFAR.
- I.5 Les différents types de détecteurs CFAR.
- I.6 Différentes topologies des systèmes distribués.
- I.7 Analyse des systèmes distribués.
- I.8 Conclusion.

I.1 Introduction

Le problème principal dans les systèmes de détection des signaux radar réside dans la détection dans un environnement parasité où le bruit et le clutter ne sont pas constants.

Le clutter est un bruit parasite qui représente tous les échos indésirables réfléchis par différents objets (sol, arbre, montagnes, pluie,...etc.), de ce fait, le principe de la détection classique utilisant un seuil fixe qui n'est pas applicable en détection dans un milieu non homogène.

Pour résoudre ce problème, des techniques de détection basées sur un seuil adaptatif, c'est-à-dire variant proportionnellement avec la puissance du bruit, sont utilisées, ceci permet de maintenir la probabilité de fausse alarme constante. Ces dispositifs utilisant cette solution sont appelés les détecteurs CFAR (constant false alarm rate).

I.2 Le détecteur CFAR:

Dans les systèmes de détection du signal radar, le problème est de détecter automatiquement une cible noyée dans le bruit thermique et le clutter. Afin de résoudre ce problème, une technique basée sur la détection CFAR est utilisée. Le CFAR est un modèle qui se place dans la partie traitement du signal du récepteur radar où il présente l'avantage de l'utilisation d'un seuil adaptatif suivant le bruit de l'environnement dans lequel la détection est effectuée.

La probabilité de fausse alarme est très sensible aux changements de la variation de la puissance du bruit, ainsi une augmentation de la portabilité de fausse alarme d'un facteur de l'ordre de 10^{-4} est provoquée à cause d'une petite augmentation dans la puissance du bruit de l'ordre de 3 dB, comme il est montré sur la figure **I.1**.

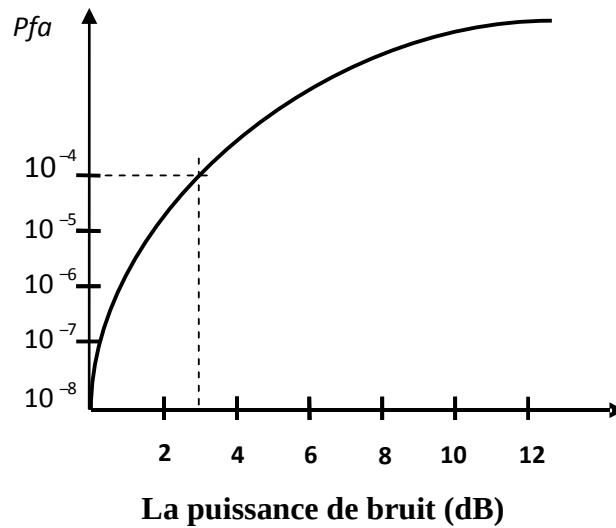


Figure I.1 Sensibilité de la P_{fa} à la puissance du bruit

P_{fa} : probabilité de fausse alarme

I.3 Composants du détecteur CFAR:

Le CFAR est un détecteur composé d'une série de cellules d'un nombre impaire comme montré sur le schéma ci-dessous. La cellule sous test (CUT : Cell Under Test) est la cellule centrale, elle comporte le signal à détecter.

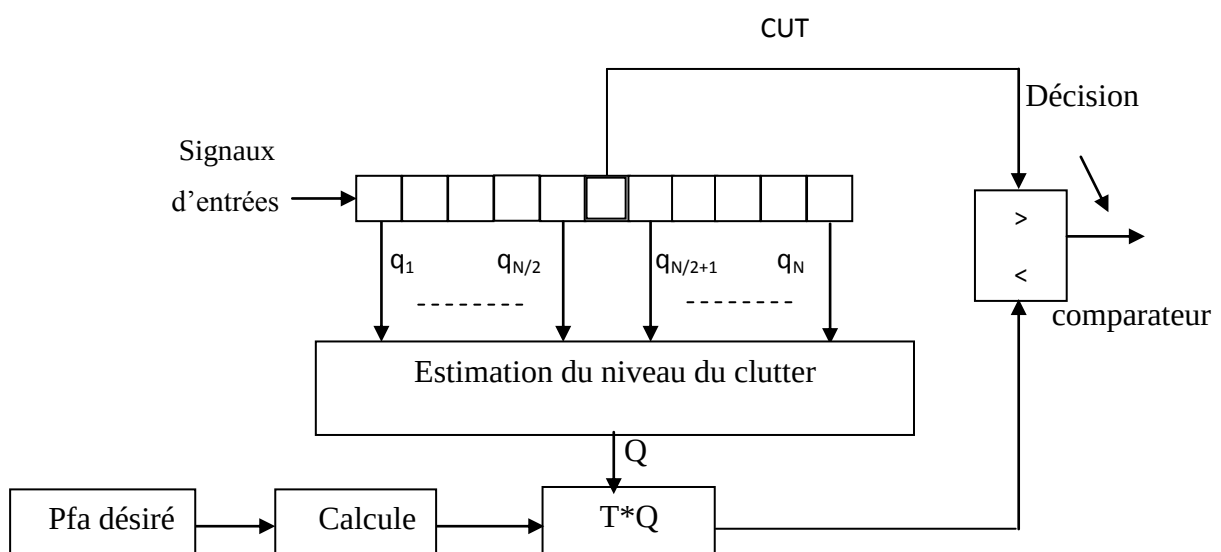


Figure. I. 2 Architecture générale du détecteur CFAR

Deux fenêtres regroupant des cellules dites "de références" qui serviront à estimer la puissance du clutter sont placées de part et d'autre de la cellule de test. Celle à droite est désignée par la lettre U, et l'autre à gauche par la Lettre V. Pour des raisons de sécurité, les "cellules de garde " sont des cellules voisines à la cellule sous test, utilisées pour éviter tout débordement du signal. Cependant ces cellules ne sont pas incluses dans la procédure d'estimation [1].

I.4 Fonctionnement d'un détecteur CFAR

Le processus CFAR est un algorithme de traitement numérique du signal qui conduit au calcul des seuils pour la détection automatique des cibles [2]. L'objectif du concept CFAR est de faire en sorte que ces seuils soient immunisés contre toutes variations du bruit et/ou clutter. En fait, la décision est prise en comparant la sortie de chaque cellule sous test (CUT) à un seuil adaptatif dont sa valeur est le produit entre le test statistique : Q , qui représente l'estimation de la puissance du clutter obtenue à partir des échantillons $q_1, q_2, \dots, q_N$ dans la fenêtre de référence et le facteur d'échelle T qui est choisi d'une manière à assurer une probabilité de fausse alarme P_{fa} désirée comme montré sur la figure. I. 2 Le contenu de chaque cellule est obtenu en échantillonnant le signal reçu à la sortie du détecteur quadratique et en le passant dans un registre à retard formé par un ensemble de cellules de référence.

La détection automatique CFAR nécessite la connaissance préalable de certains paramètres. Parmi ces paramètres, nous retrouvons ceux qui sont directement lié à la qualité de la détection. Habituellement, la portée maximale est donnée ainsi que les probabilités de fausse alarme P_{fa} et de détection P_d correspondant à un certain intervalle d'observation [3]. Par ailleurs, les modèles statistiques des cibles et la variation due au clutter ou interférences sont déterminés à partir des caractéristiques statistiques des cibles et des conditions environnementales de la région de surveillance.

I.5 Les différents types de détecteurs CFAR

La majorité des détecteurs proposés dans la littérature traitent un problème CFAR particulier. C'est pourquoi, nous allons citer ces algorithmes selon les modèles de perturbations traités. La différence entre les diverses procédures CFAR réside dans la méthode retenue pour l'estimation du niveau du clutter selon le type d'environnement du radar.

Dans le détecteur CA-CFAR, (Cell Averaging CFAR) proposé par Finn et Johnson [4], le processeur CFAR utilise la somme arithmétique d'un nombre fini d'échantillons pour estimer le niveau du clutter. Il existe deux type sont:

*** Le détecteur GO-CFAR** (Greatest of)

Comme montré dans la Fig. I. 3, ce détecteur utilise le maximum des sommes des sorties des deux fenêtres qui se trouvent dans les deux cotés de la cellule sous test. Le but de cette amélioration est de corriger le problème de l'effet de bord du clutter. Pour corriger le problème de l'effet masque (i.e. si une cible se situe dans la région du bruit).

*** Le détecteur SO-CFAR** (Smallest of)

Ce détecteur permet de prendre le minimum des deux fenêtres de part et d'autre de la cellule test au lieu du maximum. Il a aussi montré, en étudiant la résolution des cellules de référence, que des cibles ne peuvent pas être détectées par le détecteur CA-CFAR, surtout dans le cas où une cible se trouve dans une seule fenêtre et ne se présente pas dans l'autre fenêtre. Si des cibles interférentes sont présentes dans les deux fenêtres, ni le détecteur GO-CFAR ni le détecteur SO-CFAR ne résolvent le problème de l'effet de capture. Pour contourner cette limitation, Rohling, H.

Le détecteur OS-CFAR (Order-Statistic-CFAR) a été développé par Rohling [5] afin d'améliorer les performances du détecteur CA-CFAR. Dans ce détecteur, les sorties des cellules de référence sont classées par ordre croissant. Les cellules qui ont des valeurs importantes peuvent probablement contenir les interférentes. Une cellule ordonnée (représentative) est choisie parmi un ensemble de cellules classées pour estimer le niveau du clutter.

Une autre variante du détecteur CFAR fonctionnant aussi dans un environnement non homogène est l'algorithme CMLD-CFAR (Censored-Mean-Level-Detector-CFAR). Ce type de processus a été proposé par Rickard et Dillard [6] pour contourner l'effet de présence des interférentes. Ils ont étudié le détecteur CMLD-CFAR dans lequel les échantillons du clutter à la sortie des cellules de référence sont classés par ordre croissant selon leurs amplitudes et les plus grandes valeurs qui correspondent aux cellules contenant des interférences sont éliminées. Le niveau du bruit est alors estimé à partir d'une combinaison linéaire des échantillons restant (i.e., calcul de la moyenne). On peut dire que le détecteur CMLD-CFAR, a une structure hybride des deux algorithmes CA-CFAR et OS-CFAR et tire ainsi profit des avantages des deux procédures respectives.

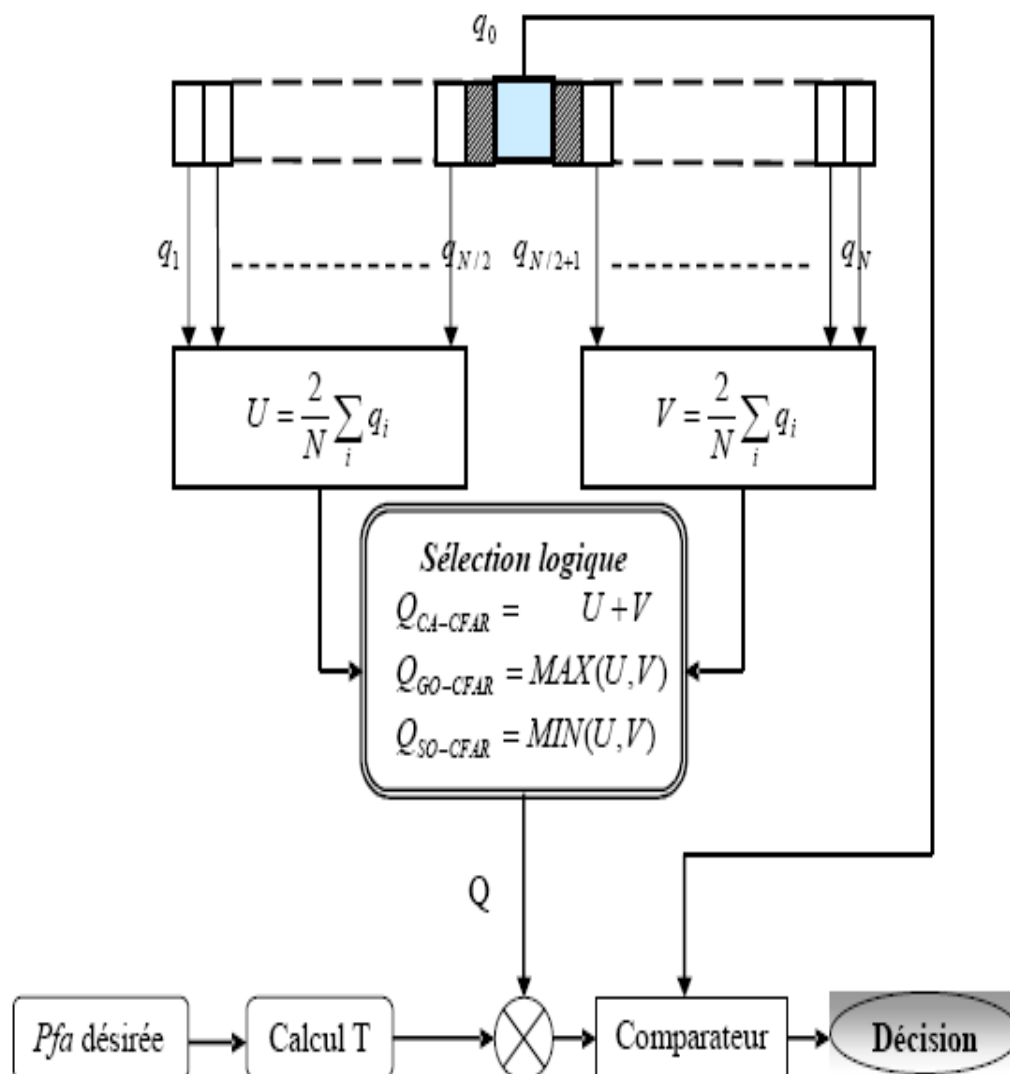


Figure I.3 Algorithme du détecteur CA, GO et SO-CFAR

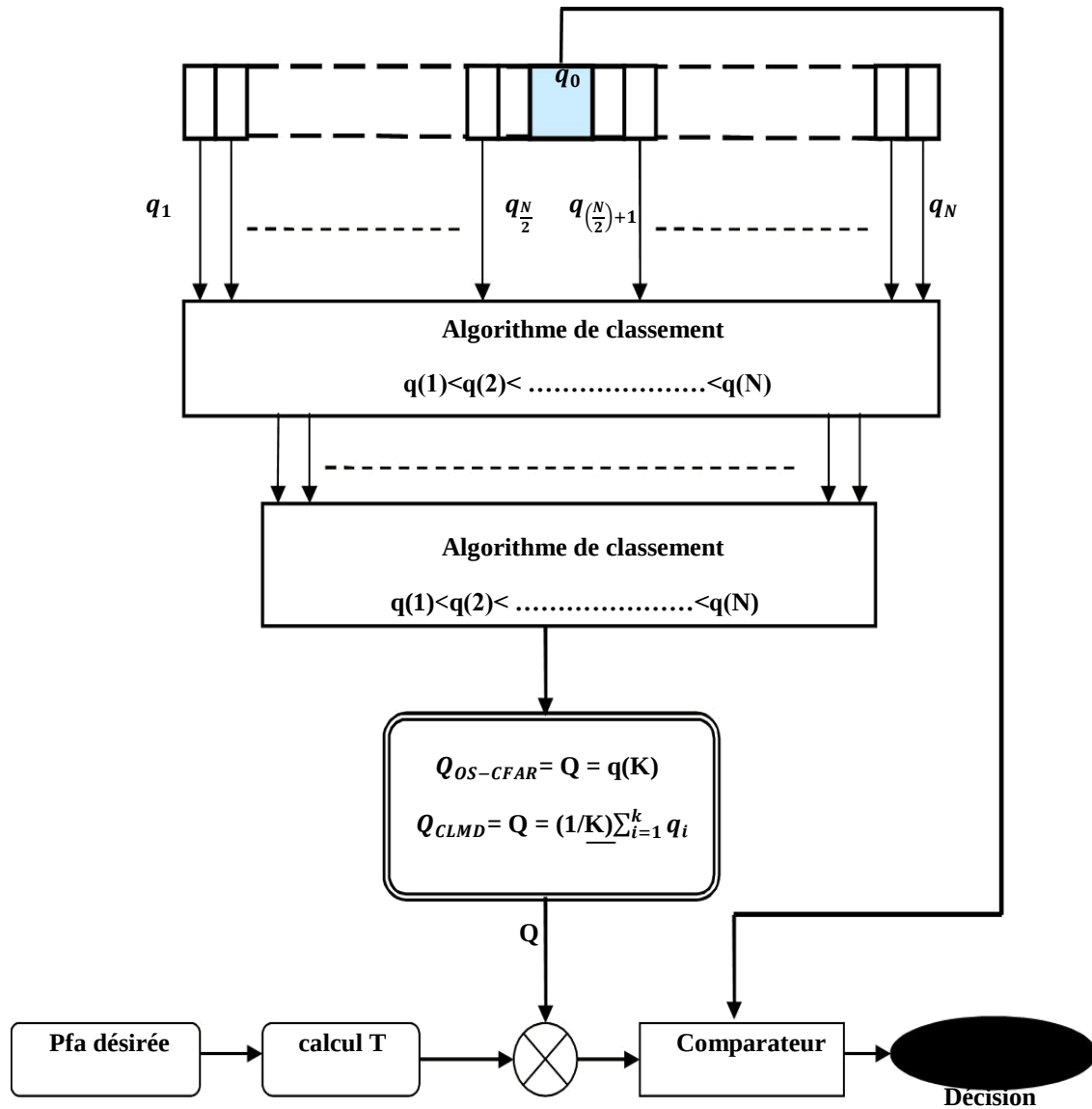


Figure I.4 Algorithme du détecteur OS et CMLD-CFAR

I.6 Différent topologie des systèmes distribués

Un système distribué est un ensemble d'entités de calcul (ordinateurs, processeurs, processus,..... etc.) interconnectées et qui peuvent communiquer. On distingue généralement deux types de topologies des systèmes de détection distribués :

- La topologie série
- La topologie parallèle

La configuration série est illustrée dans la Figure. I.5 où nous avons représenté une variante des systèmes distribués à réseaux série avec un centre de fusion de données. Dans ce modèle, le $(i-1)^{ieme}$ centre de fusion transmet sa décision au i^{ieme} centre de fusion lequel l'utilise conjointement avec l'observation du i^{ieme} détecteur pour élaborer une décision. Le dernier centre de fusion fournit la décision finale.

En général, les réseaux de détection distribuée série sont peu utilisés à cause de leur sensibilité aux défauts de liaisons.

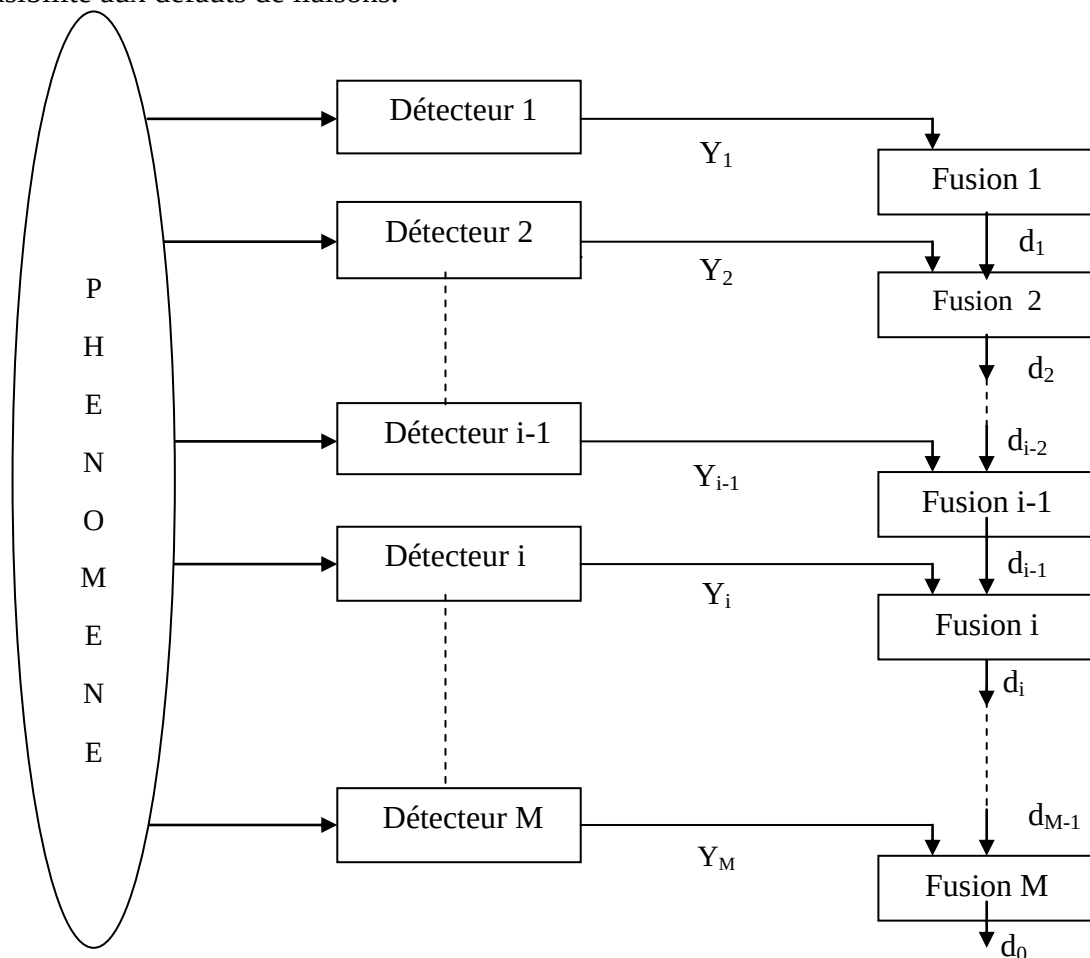


Figure I.5 Système de détection distribuée à fusion série.

d_i : c'est la décision du chaque détecteur.

Y_i : représente le signal reçu.

La deuxième topologie est très en vogue dans beaucoup d'applications pour les avantages qu'elles nous offrent tels, entre autres, le coût, et la fiabilité. Le type de structure parallèle est le système de détecteur distribué avec centre de fusion de donnée (figure. I.6).

Dans cette structure, la grande partie du traitement est effectuée au niveau de chaque détecteur et leurs résultats sont acheminés vers le centre de fusion de données ou le reste de traitement est effectuée pour obtenir la décision finale.

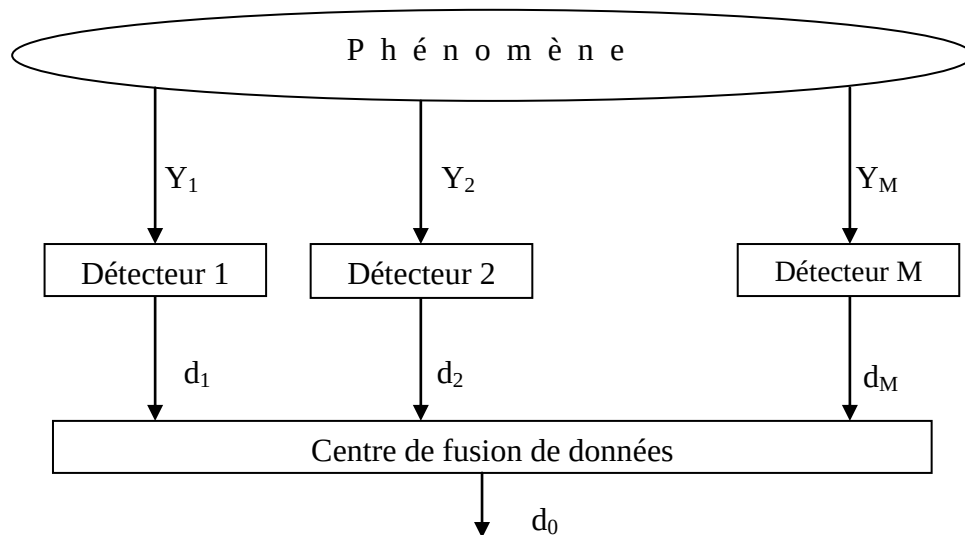


Figure I.6 Système de détection distribuée avec centre de fusion de données

I.7 Analyse des systèmes distribués:

Dans le système représenté sur la figure. I.6 où la structure de base est composé d'un ensemble de détecteurs périphériques identiques et d'un centre de fusion de données, chaque détecteur effectue une décision locale, basée sur ces propres observations et la transmet au centre de fusion de données où une décision globale est obtenue [7]. Nous admettons que la cible suit le modèle de Rayleigh [14] et la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme de chaque détecteur sont notées par: Pd_i et Pfa_i , ($i=1,2,\dots, n$)

Le centre de fusion reçoit un vecteur D d'éléments D_i où

$$D_i = \begin{cases} 0 & \text{''0'' Si le détecteur } i \text{ décide } H_0 \\ 1 & \text{''1'' si le détecteur } i \text{ décide } H_1 \end{cases}$$

H_0 représente un 0 (absence) ou le signal reçu est constitué de bruit seulement, et l'hypothèse H_1 représente un 1 (présence) ou le signal reçu provient des échos de la cible additionnés au bruit.

Et

$$D = (D_1, D_2, \dots, D_n)^T$$

Pour définir la probabilité globale de fausse alarme, Pfa et la probabilité globale de la détection, Pd , et la probabilité globale de non détection (Miss) P_M , on définit les quantités suivantes:

$$MD = \prod_{S_0} P_M \prod_{S_1} (1 - P_{Mk}) = P(D / H_1) \quad (I.1)$$

$$FD = \prod_{S_0} (1 - Pfa_j) \prod_{S_1} Pfa_k = P(D / H_0) \quad (I.2)$$

D_0 : est la décision de centre de fusion de données.

S_0 : Les éléments nulles du vecteur D $D_j=0 \quad j \neq 0$

S_1 : Les éléments non nulles du vecteurs D $D_K=1 \quad K \neq 0$

Les expressions de P_M , Pfa et Pd sont données par:

$$P_M = \sum_D P_{0D} MD \quad (I.3)$$

$$Pfa = \sum_D P_{1D} FD \quad (I.4)$$

$$Pd = 1 - P_M \quad (I.5)$$

P_M : est la probabilité globale de non détection (miss)

P_{0D} et P_{1D} sont calculées suivant la règle de fusion utilisée. Le but est de maximiser la probabilité de détection tout en maintenant la probabilité de fausse alarme globale constante.

$$J = (T_1, T_2, \dots, T_n) = Pd((S_1, T_1), (S_2, T_2), \dots, (S_n, T_n)) + \varepsilon [Pfa(T_1, T_2, \dots, T_n) - \alpha] \quad (I.6)$$

Où T_i , $i=1, n$ sont des coefficients des seuils de détection pour chaque détecteur, ε est le multiplicateur de Lagrange, et α est la probabilité de fausse alarme désirée.

Pour maximiser la probabilité de détection globale, les dérivées partielles de la fonction objective J par rapport aux T_i , $i=1, n$, doivent être nulles.

$$\frac{\partial J((S_1, T_1), (S_2, T_2), \dots, (S_n, T_n))}{\partial T_m} = 0 \quad m=1, n \quad (I.7)$$

Comme on a $(n+1)$ variables $(T_1, T_2, \dots, T_n, \varepsilon)$ on ajoute la $(n+1)^{ième}$ équations, l'équation $Pfa=\alpha$.

I.7-1 Règle de Fusion AND

La décision globale est égale à 1 si toutes les décisions sont à 1 sinon c'est le contraire.

$$D_0 = D_1 \text{ AND } D_2 \text{ AND } D_3 \dots \text{AND } D_n$$

La probabilité de transition est définie par:

$$P_{0D} = \begin{cases} 0 & \text{si } D = (1, 1, 1, \dots, 1)^T \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (I.8)$$

$$P_{1D} = \begin{cases} 1 & \text{si } D = (1, 1, 1, \dots, 1)^T \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{I.9})$$

Et la fonction objective devient :

$$J = \prod_{i=1}^n P d_i + \varepsilon \left[\prod_{i=1}^n P f a_i - \alpha \right] \quad (\text{I.10})$$

Dans le cas de deux détecteurs seulement, on a:

$$P d = \prod_{i=1}^2 P d_i = P d_1 . P d_2 \quad (\text{I.11})$$

Et

$$P f a = \prod_{i=1}^2 P f a_i = P f a_1 . P f a_2 \quad (\text{I.12})$$

Et

$$J = P d_1 . P d_2 + \varepsilon (P f a_1 . P f a_2 - \alpha) \quad (\text{I.13})$$

Dans le cas de trois détecteurs, on a:

$$P f a_t = \prod_{i=1}^3 P f a_i \quad (\text{I.14})$$

$$P d_t = \prod_{i=1}^3 P d_i \quad (\text{I.15})$$

I.7-2 Règle de Fusion OR

De la même façon, D_0 est égale à 0 si toutes les décisions sont à 0.

$$D_0 = D_1 \text{ OR } D_2 \text{ OR } D_3 \dots \text{OR } D_n$$

La probabilité de transition est définie par:

$$P_{0D} = \begin{cases} 1 & \text{si } D = (0, 0, \dots, 0)^T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{I.16})$$

$$P_{1D} = \begin{cases} 0 & \text{si } D = (1, 1, 1, \dots, 1)^T \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{I.17})$$

En remplaçant (I.16) et (I.17) dans (I.3) et (I.4), la probabilité devient:

$$P_m = \prod_{i=1}^n P_{m_i} \quad (\text{I.18})$$

Donc

$$Pd = 1 - P_m = 1 - \prod_{i=1}^n P_{m_i} \quad (\text{I.19})$$

Dans le cas de deux détecteurs seulement, ces probabilités se réduisent à:

$$P_m = \prod_{i=1}^2 P_{m_i} = P_{m_1} \cdot P_{m_2} \quad (\text{I.20})$$

$$Pd = 1 - P_m = 1 - P_{m_1} \cdot P_{m_2} \quad (\text{I.21})$$

$$Pd_1 = 1 - P_{m_1} \Rightarrow P_{m_1} = 1 - Pd_1 \quad (\text{I.22})$$

$$Pd_2 = 1 - P_{m_2} \Rightarrow P_{m_2} = 1 - Pd_2 \quad (I.23)$$

$$\Rightarrow Pd = 1 - (1 - Pd_1) \cdot (1 - Pd_2) = 1 - (1 - Pd_2 - Pd_1 + Pd_1 \cdot Pd_2) \quad (I.24)$$

$$Pd = Pd_1 + Pd_2 - Pd_1 \cdot Pd_2 \quad (I.25)$$

$$Pfa = Pfa_1 + Pfa_2 - Pfa_1 \cdot Pfa_2 \quad (I.26)$$

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une vue générale sur la détection CFAR, en partant par une description de ce processus, ensuite nous avons présenté son fonctionnement avec une description de quelques type de détecteurs CFAR. La détection CFAR est donc fondée sur un principe simple qui tente à maximiser la probabilité de détection tout en conservant la probabilité de fausse alarme constante. La littérature de la détection CFAR est très riche en ce qui concerne les types de détecteurs et de topologies présentes, nous avons alors présenté plusieurs topologies de détection et quelques règles de fusion pour les systèmes à centre de fusion. Ce qui nous a permis de conclure que la détection CFAR avec ses différents types permet une détection liée à la variation de l'environnement.

CHAPITRE II

SOMMAIRE

II.1 Introduction

II.2 La technique de PSO

II.3 Algorithme PSO

II.4 Conclusion

II.1 Introduction

Les méthodes d'optimisation sont des méthodes qui sont souvent utilisées pour trouver une solution optimale à des problèmes en engineering. Cependant, le problème d'optimums locaux constitue un véritable piège pour accéder à l'optimum global, ce qui nécessite des techniques stochastique (méta-heuristiques) qui évitent ce problème et augmente la chance de trouver l'optimum global [8]. Parmi ces techniques, celles basées sur l'intelligence collective, inspirées de la nature et dont les plus répandus sont: les algorithmes de colonies de fourmis (ACF), les algorithmes génétiques (AGs) et plus particulièrement l'optimisation par essaim de particules(OEP), soit en anglais (Particle Swarm Optimization : PSO).

Dans ce chapitre, nous présenterons une introduction à l'optimisation par essaim de particules, l'algorithme de PSO, ses paramètres, ses avantages et ses limites.

II.2 La technique de PSO

L'optimisation par essaim de particules (OEP) est une technique d'optimisation parallèle née en 1995 aux États-Unis sous le nom de :particle swarm optimization(PSO). Développée par Kennedy et Eberhart, comme une alternative aux algorithmes génétiques standards [9]. Ces algorithmes sont inspirés des essaims d'insectes (des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés, comme présenté sur la figure II.1. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver la source de nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Etant donné un espace de recherche et une fonction sur cet espace dont on cherche l'optimum, L'essaim va ensuite évoluer selon des processus ont été déjàprécisé. Donc, L'objectif est d'avoir les particules converge sur l'optimum de la fonction.

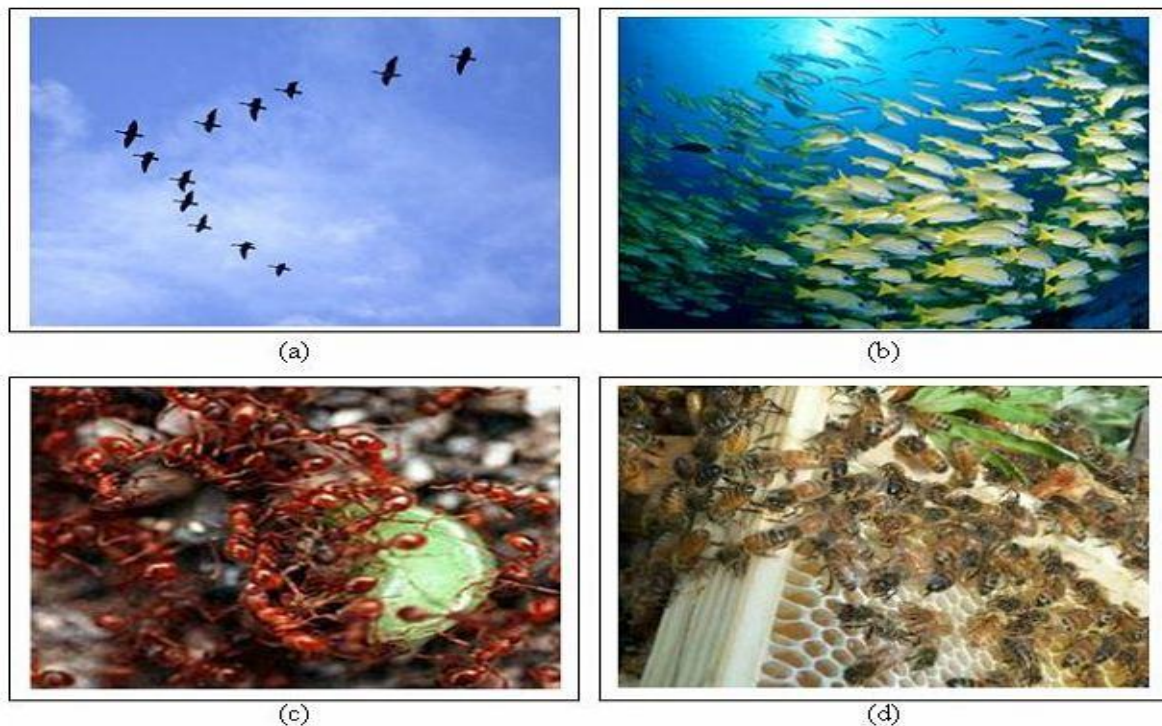


Figure II.1 Groupe de : (a) oiseaux, (b) poissons, (c) fourmis, (d) abeilles.

Les individus sont considérés comme des particules et l'essaim appelée la population. Dans cet algorithme le mouvement d'une particule se fait par rapport à son expérience, qui est la meilleure position qu'elle a déjà rencontrée, et par rapport à son voisinage. Les nouvelles vitesses et directions de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin. Les algorithmes à essaim de particules peuvent s'appliquer aussi bien à des données discrètes qu'à des données continues. Les algorithmes à essaim de particules ont été utilisés pour réaliser différentes tâches d'extraction de connaissances [9]. PSO a été appliquée avec succès dans de nombreux domaines: La régulation de système électrique, la conception d'ailes d'avion, l'analyse d'image ...etc.

II.2.1 Principe de base d'un PSO

Dans un PSO, nous pouvons nommer la population "essaim" et l'individu "particule" et qui fait partie de cet essaim, ce qui fait une relation d'influence sur ce qui concerne la position de particule, son ajustement et sa vitesse durant le processus d'optimisation. Chaque individu utilise l'information locale à laquelle il peut accéder sur le déplacement de ses plus proches

voisins pour décider de son propre déplacement. Des règles très simples comme “rester proche des autres individus”, “aller dans la même direction”, “aller à la même vitesse” suffisent pour maintenir la cohésion du groupe tout entier.

L'espace de recherche est considéré par plusieurs Topologies en étoile, en rayon, circulaire, ...etc. mais la plus utilisée est la topologie circulaire telle que schématisée sur la figure II.2 [10]. Le groupe d'information de taille trois de la particule 1 est composé des particules 1, 2 et 7.

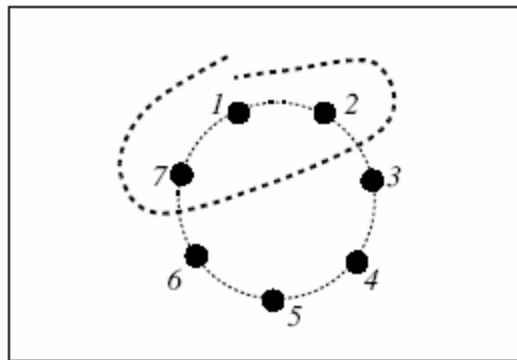


Figure II.2 Le cercle virtuel pour un Swarm de sept particules.

Au départ de l'algorithme, un essaim est réparti au hasard dans l'espace de recherche et chaque particule ayant également une vitesse aléatoire. Ensuite, à chaque pas de temps :

- Chaque particule est capable d'évaluer la qualité de sa position et de garder en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position qu'elle a atteinte jusqu'ici (qui peut en fait être parfois la position courante) et sa qualité (la valeur en cette position de la fonction à optimiser).
- Chaque particule est capable d'interroger un certain nombre de ses congénères de son voisinage et d'obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance.
- A chaque pas de temps, chaque particule choisit la meilleure des meilleures performances, dont elle a connaissance puis modifie sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.

A partir des quelques informations dont elle dispose, une particule doit décider de son prochain mouvement, c'est-à-dire décider de sa nouvelle vitesse. Pour ce faire, elle combine trois informations, comme représenté sur la figure II.3 [11]:

- Sa vitesse actuelle.
- Sa meilleure position actuelle.
- La meilleure performance (vitesse et position) de ses voisines.

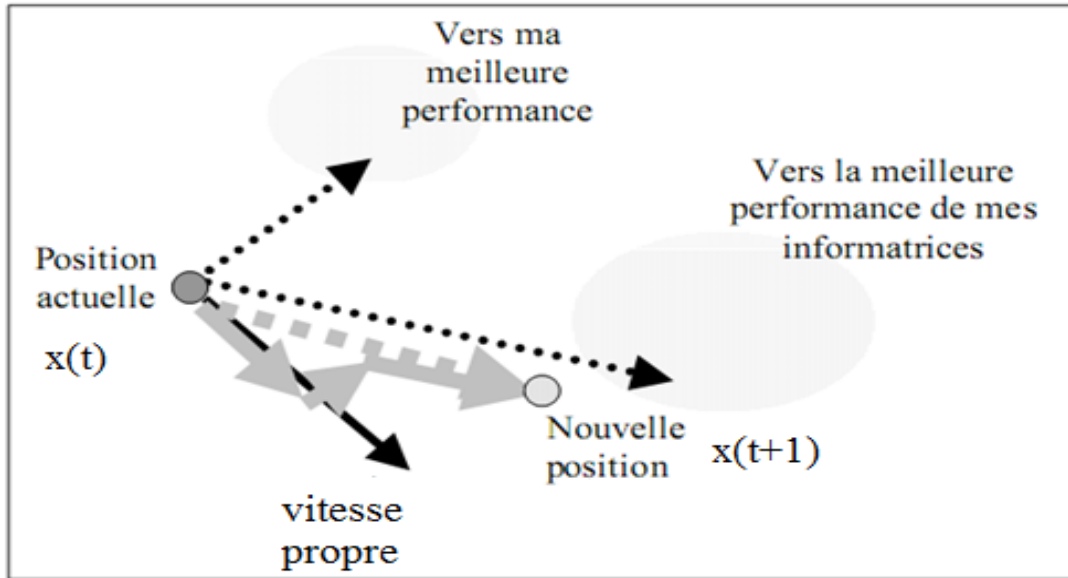


Figure II.3 Schéma de principe du déplacement d'une particule

Chaque particule dans l'essaim, change sa vitesse suivant deux informations essentielles. Une, est liée à son expérience personnelle, qui est la meilleure position trouvée par la particule durant le processus de recherche P_{bi} (meilleure position locale). La deuxième information, concernant la meilleure position trouvée par les voisins (ou par tout l'essaim, dans la version globale de l'algorithme P_g (meilleure position globale)). Cette information est obtenue à partir de la connaissance de la façon dont les autres agents ont exécuté leurs recherches. Il existe une analyse mathématique précisant les conditions de convergence et le choix des paramètres [12].

II.2.2 Formulation mathématique du PSO

Considérons un essaim composé de K particules. Les équations formalisant le mouvement des particules sont données par [9]:

$$v_i(t+1) = \omega \cdot v_i(t) + C_1 \cdot rand_1 \cdot (P_{bi}(t) - x_i(t)) + C_2 \cdot rand_2 \cdot (P_g(t) - x_i(t)) \quad (II.1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t) \quad (II.2)$$

Chaque particule P_i ($i = 1, 2, \dots, k$) dans l'essaim est caractérisé par :

1) Sa position courante $x_i(t) \in \mathbb{R}^d$ qui réfère à une solution candidate pour le problème d'optimisation considéré à l'itération t ;

2) Sa vitesse $v_i(t) \in \mathbb{R}^d$;

3) La meilleure position $P_{bi}(t) \in \mathbb{R}^d$ identifiée durant sa trajectoire antécédente. Soit $P_g(t) \in \mathbb{R}^d$ la meilleure position globale identifiée dans le processus de recherche pour toutes les particules dans l'essaim. La position optimale est mesurée avec une fonction dite *fitness* définie suivant le problème d'optimisation. Durant l'optimisation, les particules se déplacent suivant les équations (II.1) et (II.2).

4) $rand_1$ et $rand_2$ sont des variables aléatoires générées d'une distribution uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$ afin de fournir un poids stochastique aux différentes composantes participant dans la définition de la vitesse de la particule.

5) C_1 et C_2 sont deux constantes d'accélération, régulant les vitesses relatives par rapport aux meilleures positions locales et globales. Ces paramètres sont considérés comme des facteurs d'échelle utilisés pour déterminer les mouvements relatifs de la meilleure position de la particule ainsi que de la meilleure position globale. Ce sont des facteurs qui déterminent le degré d'influence des positions passées de la particule elle-même et celles des autres particules dans l'essaim.

6) Fonction de pondération ω , est donnée par l'équation suivante [13] :

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{iter_{max}} \times iter \quad (II.3)$$

Tel que :

- ω_{max} : Poids initial,
- ω_{min} : Poids final,
- $iter_{max}$: Nombre d'itérations maximum.
- $iter$: Itération courante.

La fonction de pondération ω joue un rôle important dans la procédure de recherche. Elle garantit un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale, un bon choix de cette fonction augmente l'efficacité de la méthode pour avoir une solution globale. L'expérience a montré que la diminution linéaire de la valeur de ω de 0.9 à 0.4 au cours de la procédure de recherche donne de meilleurs résultats.

L'équation (II.1) permet le calcul de la vitesse à l'itération $t+1$ pour chaque particule en combinant linéairement la position et la vitesse (à l'itération t) et les distances qui séparent la position courante de la particule de son antécédente meilleure position et la meilleure position globale, respectivement. La mise à jour de la position de la particule est réalisée à travers l'équation (II.2). Les équations (II.1) et (II.2) sont itérées jusqu'à ce que la convergence est atteinte [12].

Un organigramme peut être dressé comme suit :

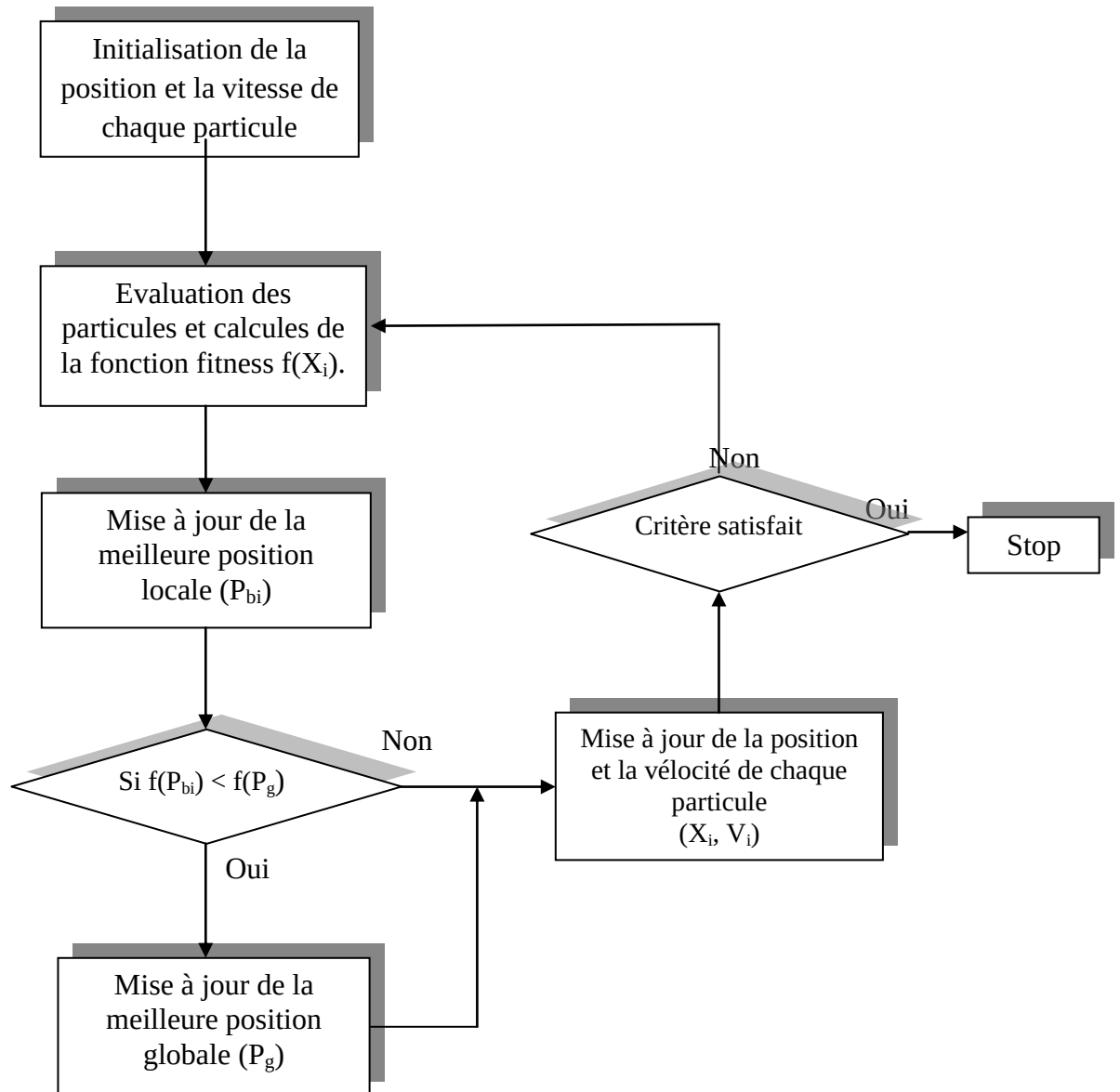


Figure II.4 Organigramme de l'algorithme PSO

II.3 Algorithme PSO

*Initialisation :

La position et la vitesse initiale de chaque particule sont initialisées aléatoirement.

*optimisation :

a) La valeur de la fonction objective f_i

b) Si f_i est meilleure que f_{Pi} Alors :

$$f_{Pi} = f_i, p_i = x_i$$

c) Si f_i est meilleure que f_{Pg} Alors :

$$f_{Pg} = f_i, p_g = x_i$$

d) Mise à jour de la vitesse en utilisant l'équation (II.1)

e) Mise à jour de la position en utilisant l'équation (II.2)

f) Si la condition d'arrêt n'est pas satisfaite alors revenir à (a)

Sinon fin de l'algorithme.

***Explications aux symboles utilisés:**

p_{Pi} : représente la i^{eme} meilleure solution (position) de la particule i.

p_g : représente la meilleure solution (position) globale de group.

x_i : représente la solution (position) de i^{eme} particule.

v_i : représente la vitesse (vitesse) de i^{eme} particule.

f_i : La fonction fitness à optimiser.

II.4 Conclusion

Nous déduirons après cette partie de mémoire que l'optimisation par essaim de particule est une méthode simple, elle se repose sur l'outil mathématique comme la vitesse, la position, l'inertie, la distance, la mesure d'erreur et la fonction fitness. Ces équations sont connues par leur simplicité et leur efficacité. Ce qui fait que PSO est simple à implémenter dans un autre algorithme. Une phase d'initialisation est nécessaire pour l'algorithme et constitue ses conditions initiales. Dans cette phase les paramètres de PSO sont choisis d'une façon aléatoire, ce qui permet le démarrage de l'algorithme, le choix aléatoire du nombre de particules assure l'effet automatique dans l'optimisation.

CHAPITRE III

SOMMAIRE

III.1 Introduction

III.2 Le rapport signal sur bruit

III.3 Problème d'optimisation

III.4 L'algorithme d'optimisation par PSO, pour un système
distribué OS-CFAR

III.5 Simulation et interprétation des résultats

III.5.1 Système à un seul détecteur

III.5.2 Système à deux détecteurs

III.5.3 Système à trois détecteurs optimisés par PSO

III.5.4 Variation de la performance suivant la valeur de P_{fa}

III.5.5 Comparaison de la performance entre un système à
deux détecteurs et un système à trois détecteurs

III.6 Conclusion

III.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté des notions sur la technique PSO, appliquée aux problèmes d'optimisation. Pour optimiser les paramètres de l'OS-CFAR dans un environnement homogène et afin d'améliorer la performance du système en augmentant le nombre de détecteurs, on propose dans cette section l'analyse d'un système distribué OS-CFAR par application de la technique de PSO. Cette dernière est appliquée pour l'optimisation du seuil de détection qui est directement lié au facteur multiplicatif T et l'ordre statistique K . La performance du système est ensuite analysée en fonction de la variation de la probabilité de détection suivant la variation du SNR ainsi que de la probabilité de fausse alarme.

III.2 Le rapport signal sur bruit (SNR)

Le rapport signal sur bruit est un indicateur de la qualité de la transmission d'une information. C'est le rapport des puissances entre

- le signal d'amplitude maximale, déterminée par la valeur maximale admissible pour que les effets des non-linéarités (distorsion du signal) restent à une valeur admissible ;
- le bruit de fond, information non significative correspondant en général au signal présent à la sortie du dispositif en l'absence d'une information à l'entrée.

Il s'exprime généralement en décibels (dB).

III.3 Problème d'optimisation

L'analyse d'un système distribué à plusieurs détecteurs aboutit à un système d'équations non linéaire difficile à résoudre. Pour résoudre ce problème et pouvoir optimiser les valeurs de K et T en appliquant la technique PSO, la fonction objective à minimiser est définie par :

$$F = |1 - Pd| + \frac{1}{\alpha_0} \cdot |pfa - \alpha_0| \quad (III.1)$$

Pd : Probabilité de détection.

Pfa : Probabilité de fausse alarme.

α_0 : Probabilité de fausse alarme désirée.

La probabilité de détection pour chaque détecteur est donnée par:

$$Pd_i = \prod_{l=0}^{K-1} \frac{N-l}{N-l + \frac{T}{1+SNR}} \quad (III.2)$$

On pose: le SNR=0, donc, la probabilité de fausse alarme deviendra pour chaque détecteur:

$$Pfa_i = \prod_{I=0}^{K-1} \frac{N-I}{N-I+T} \quad (\text{III.3})$$

N:nombre de cellule.

K : l'ordre statique.

T : facteur multiplicatif.

La probabilité de détection globale et la probabilité de fausse alarme globale en fonction de T et K pour un système distribué à plus de deux détecteurs donne un système d'équations non linéaire difficile à résoudre par les méthodes classiques. Dans ce cas, le vecteur à optimiser est donné par $[T_1, K_1, T_2, K_2, T_3, K_3, \dots, T_N, K_N]$.

Pour minimiser la fonction objective, nous avons besoin des formules (I.11), (I.12) pour la règle de fusion AND et (I.25), (I.26) pour la règle fusion OR.

Pour un système distribué à trois détecteurs, nous avons:

Pour la règle fusion AND, les probabilités de détection et de fausse alarme sont données par:

$$Pd = Pd_1 \cdot Pd_2 \cdot Pd_3 \quad (\text{III.4})$$

Et

$$Pfa = Pfa_1 \cdot Pfa_2 \cdot Pfa_3 \quad (\text{III.5})$$

Pour la règle de fusion OR, les probabilités de détection et de fausse alarme sont données par

$$Pd = Pd_1 + Pd_2 + Pd_3 - (Pd_1 \cdot Pd_2 + Pd_1 \cdot Pd_3 + Pd_2 \cdot Pd_3) + Pd_1 \cdot Pd_2 \cdot Pd_3 \quad (\text{III.6})$$

Et

$$Pfa = Pfa_1 + Pfa_2 + Pfa_3 - (Pfa_1 \cdot Pfa_2 + Pfa_1 \cdot Pfa_3 + Pfa_2 \cdot Pfa_3) + Pfa_1 \cdot Pfa_2 \cdot Pfa_3 \quad (\text{III.7})$$

En posant:

$$F_0 = |1 - Pd_0| + \frac{1}{\alpha_0} \cdot |Pfa_0 - \alpha_0| \quad (\text{III.8})$$

Pd_0 et Pfa_0 sont des solutions initiales choisies d'une façon aléatoire sous les contraintes

du problème. On prend : $K \in [\frac{N}{2}, N]$ et $T \in [0, 10]$.

III.4L'algorithme d'optimisation par PSO, pour un système distribué l'OS-CFAR

Iter=0;compteur d'itération.

Iter_max; nombre maximum d'itération

Initialisation : T_0 , K_0

Initialisation des paramètres de PSO : ω , $\omega_{\max}$, $\omega_{\min}$, c_1 , c_2

1. Calcule : Pfa_0 , Pd_0
2. Calcul de la fonction objectif F_0 (formule (III.8)), en fonction des solutions initiales.
3. Tan que : iter < iter_max
 iter = iter + 1
4. Générer aléatoirement K et T
5. Calculer Pfa et Pd en fonction K et T.
6. Calculer la fonction objective F en fonction de Pfa et Pd (formule (III.1)).
7. Si $F < F_0$ (formule III.1 et III.8)

$$Pfa_0 = Pfa, Pd_0 = Pd, T_0 = T , K_0 = K .$$

8. Si non

 Aller à l'étape (4)

III.5 Simulation et interprétation des résultats

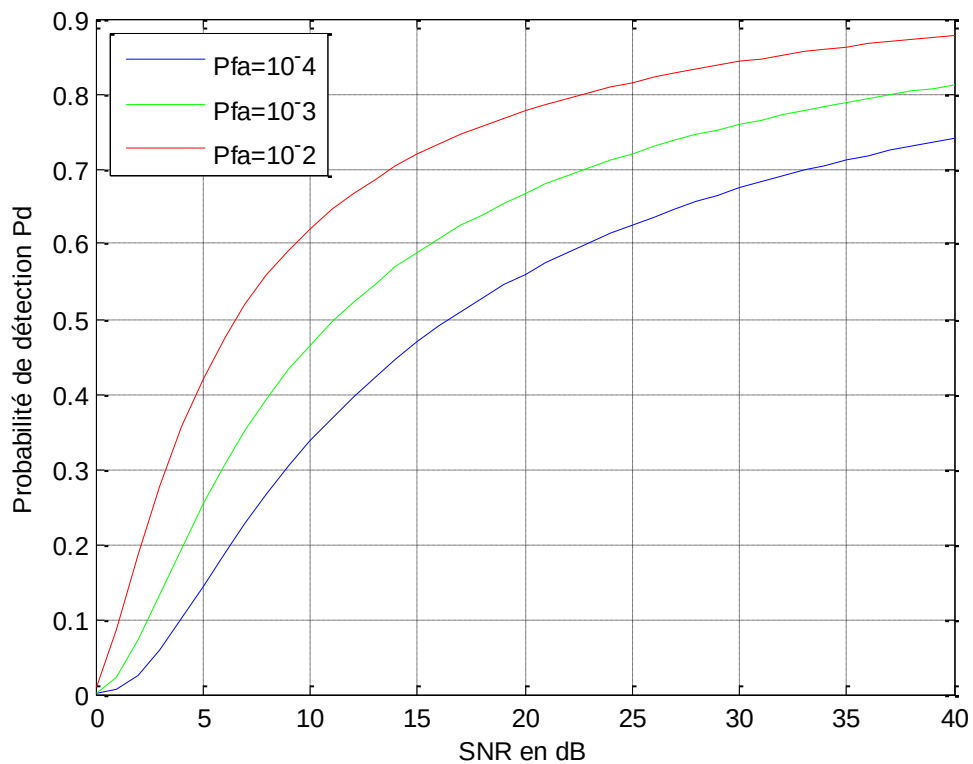
L'optimisation a été effectuée en utilisant l'algorithme du PSO pour le système de trois détecteurs, afin d'obtenir les paramètres optimaux T et K du système de détection distribué OS-CFAR. Cet algorithme a été exécuté pour un SNR égale à 20dB et un nombre d'itérations, égale à 30.

Les résultats trouvés par programmation Matlab, pour l'estimation des paramètres K et T, seront présentés sur les tableaux suivants, pour un système à un seul détecteur, deux détecteurs et aussi à trois détecteurs avec un nombre de cellules différent pour les deux cas identique et non identique, en utilisant règle AND et OR.

III.5.1 Système à un seul détecteur

III.5.1.1 Analyse du système suivant la variation de P_{fa} **Tableau III.1** Variation des paramètres suivant différentes valeurs de la P_{fa} (cas d'un système à un seul détecteur).

T		
$P_{fa}=10^{-2}$	$P_{fa}=10^{-3}$	$P_{fa}=10^{-4}$
4.0254	6.5025	9.3409

**Figure III.1** Variation de P_d en fonction du SNR pour un système distribué OS-CFAR pour différentes valeurs de P_{fa} ($N=24$)

III.5.1.2 Analyse du système suivant la variation du nombre de cellules N

Tableau III.2 Variation des paramètres K et T suivant le nombre de cellules
(cas d'un système à un seul détecteur).

N	T	K
16	4.4251	11
24	4.0254	17
32	3.8383	23

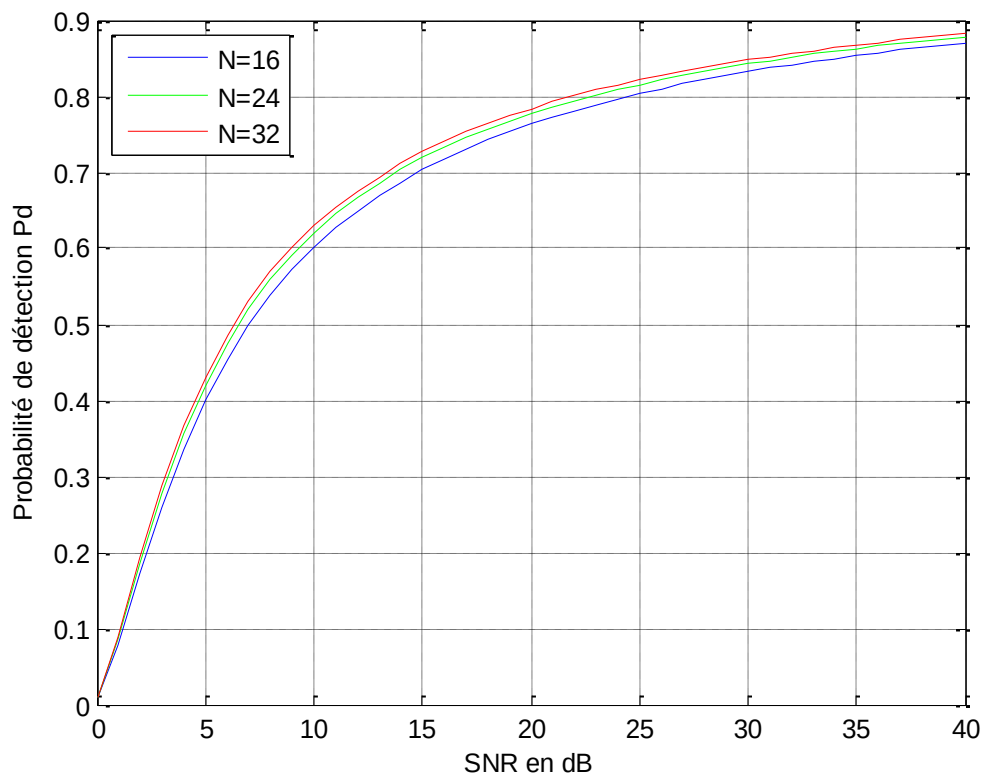


Figure III.2 Variation de P_d en fonction du SNR pour un système distribué l'OS-CFAR pour différentes valeurs de N ($P_{fa}=10^{-2}$)

Interprétation

Les courbes représentées sur les figures III.1 et III.2, représentent la performance d'un système à un seul détecteur, en analysant la variation de la P_d en fonction du SNR. Il est clair que la performance du système s'améliore avec l'augmentation du SNR, du nombre de cellules N et de la probabilité de fausse alarme P_{fa} .

III.5.2 Système à deux détecteurs**III.5.2.1 Cas identique****III.5.2.1.1 Règle de fusion AND****Tableau III.3** Variation de T pour différentes valeurs de P_{fa} et N (règle de fusion AND)

	T		
$N_1=N_2$	$P_{fa}=10^{-2}$	$P_{fa}=10^{-3}$	$P_{fa}=10^{-4}$
8	2.3490	3.9350	5.8697
16	1.9811	3.1401	4.4251
24	1.8695	2.9096	4.0254
32	1.8156	2.8000	3.8383

III.5.2.1.2 Règle de fusion OR**Tableau III.4** Variation de T pour différentes valeurs de P_{fa} et N (règle de fusion OR)

	T		
$N_1=N_2$	$P_{fa}=10^{-2}$	$P_{fa}=10^{-3}$	$P_{fa}=10^{-4}$
8	7.2266	13.0958	21.7339
16	5.2613	8.4472	12.3309
24	4.7330	7.3166	10.2728
32	4.4881	6.8100	9.3823

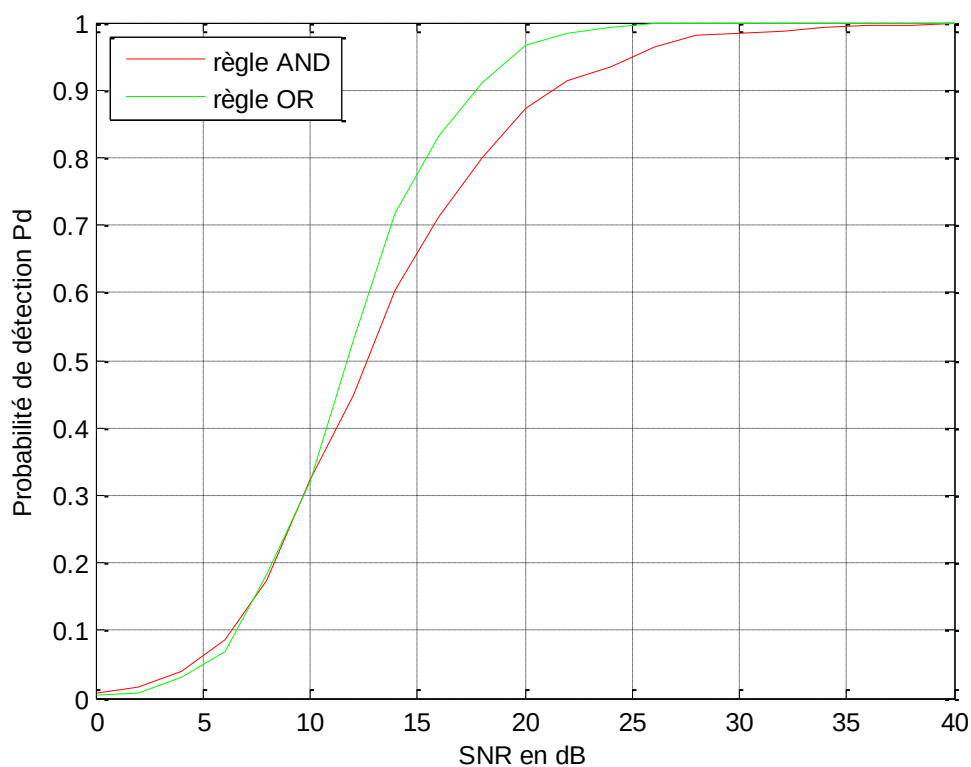


Figure III.3 Variation de la probabilité de détection pour $N=24$ et $P_{fa}=10^{-2}$

III.5.2.2 Cas non identique

III.5.2.2.1 Règle de fusion AND

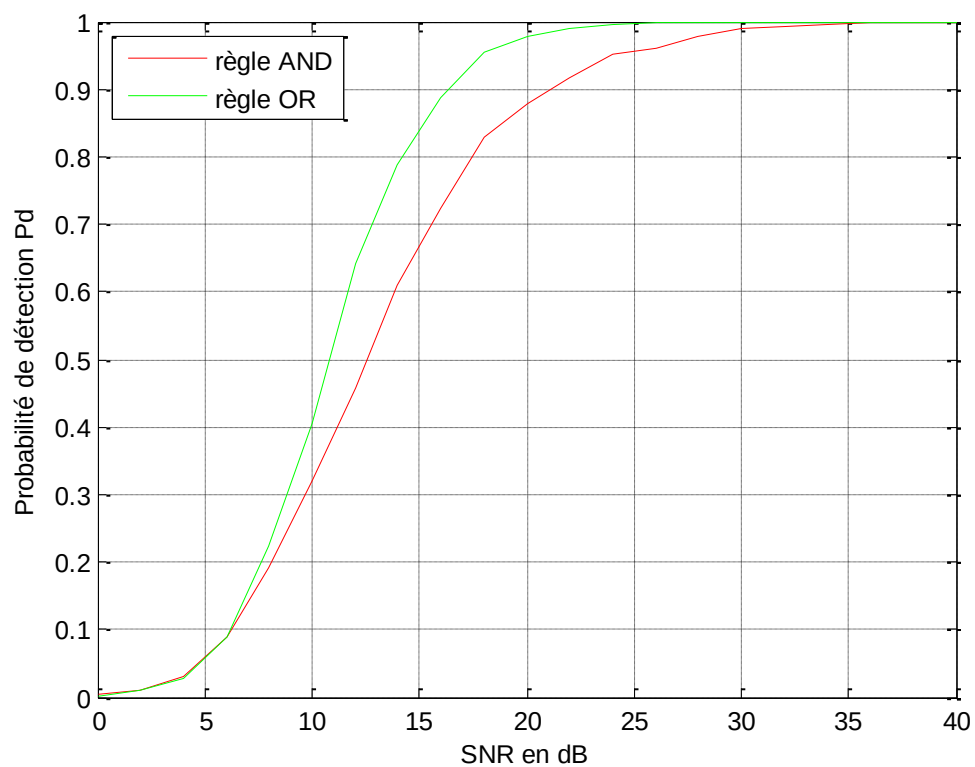
Tableau III.5 Variation de T pour différentes valeurs de P_{fa} et N (règle de fusion AND)

	T					
	$P_{fa}=10^{-2}$		$P_{fa}=10^{-3}$		$P_{fa}=10^{-4}$	
$N_1 \neq N_2$	T1	T2	T1	T2	T1	T2
$N_1=8$ $N_2=16$	3.6520	1.1020	3.6360	3.3550	3.6620	6.0870
$N_1=16$ $N_2=24$	3.6420	0.5310	3.6500	2.4760	3.6450	4.7270
$N_1=24$ $N_2=32$	3.6580	0.2790	3.6490	2.1350	3.6460	4.1960

III.5.2.2.2 Règle de fusion OR

Tableau III.6 Variation du facteur T pour différentes valeurs de Pfa et N (règle de fusion OR)

	T					
	$Pfa=10^{-2}$		$Pfa=10^{-3}$		$Pfa=10^{-4}$	
$N1 \neq N2$	T1	T2	T1	T2	T1	T2
$N1=8$ $N2=16$	9.6360	4.6500	11.6670	9.9990	19.4910	14.5450
$N1=16$ $N2=24$	9.6400	4.0490	9.6550	6.8100	14.4730	9.5830
$N1=24$ $N2=32$	9.6650	3.8460	9.6660	6.1710	9.8120	9.9980

**Figure III.4** Variation de la probabilité de détection de l'OS-CFAR distribué pour $N1=24, N2=32$ et $Pfa=10^{-2}$

Interprétation

On remarque d'après les figures III.3 et III.4 que pour une même valeur de P_{fa} , la P_d pour un système à deux détecteurs pour la règle de fusion OR est meilleure que celle pour la règle de fusion AND.

III.5.3 Système à trois détecteurs optimisé par PSO

Pour cela on choisit des valeurs aux paramètres de l'algorithme PSO (ω , $\omega_{\max}$, $\omega_{\min}$, c_1 , c_2) et les étudies en 4 cas.

Tableau III.7 Valeurs des paramètres PSO

	Ω	$\omega_{\max}$	$\omega_{\min}$	c_1	c_2
Cas1	1.6	0.9	0.4	0.12	1.2
Cas2	3	0.5	0.07	0.6	2
Cas3	1.4	1.2	0.6	1.3	1.7
Cas4	0.3	1.2	0.2	1.2	1.8

Tableau III.8 les valeurs optimale de T, K par apport les 4 essais de la règle de fusion AND identique

	T	K
Cas1	16	3.7466
Cas2	17	4.5259
Cas3	15	5.3640
Cas4	17	6.1683

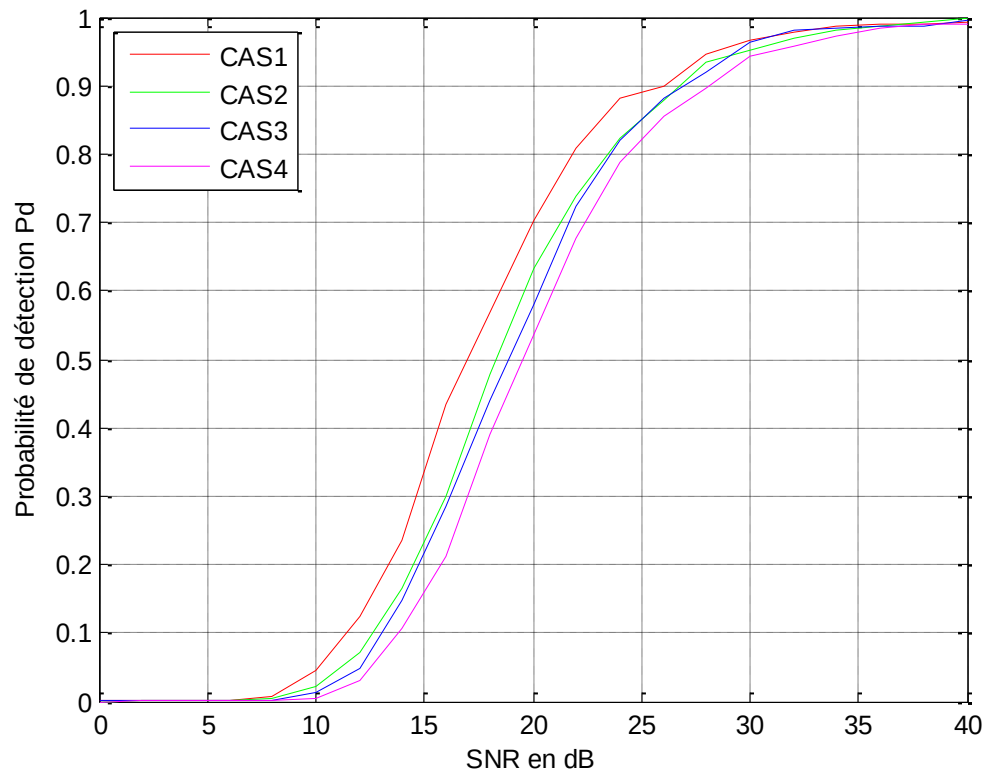


Figure III.5la la probabilité de détection en fonction du SNR pour un système distribué l'OS-CFAR à trois détecteurs par PSO pour la règle and identique

Tableau III.9 les valeurs optimales de T et K pour un système à détecteurs identiques (règle de fusion OR)

	T	K
Cas1	18	2.2935
Cas2	21	3.4561
Cas3	16	6.8727
Cas4	15	8.7364

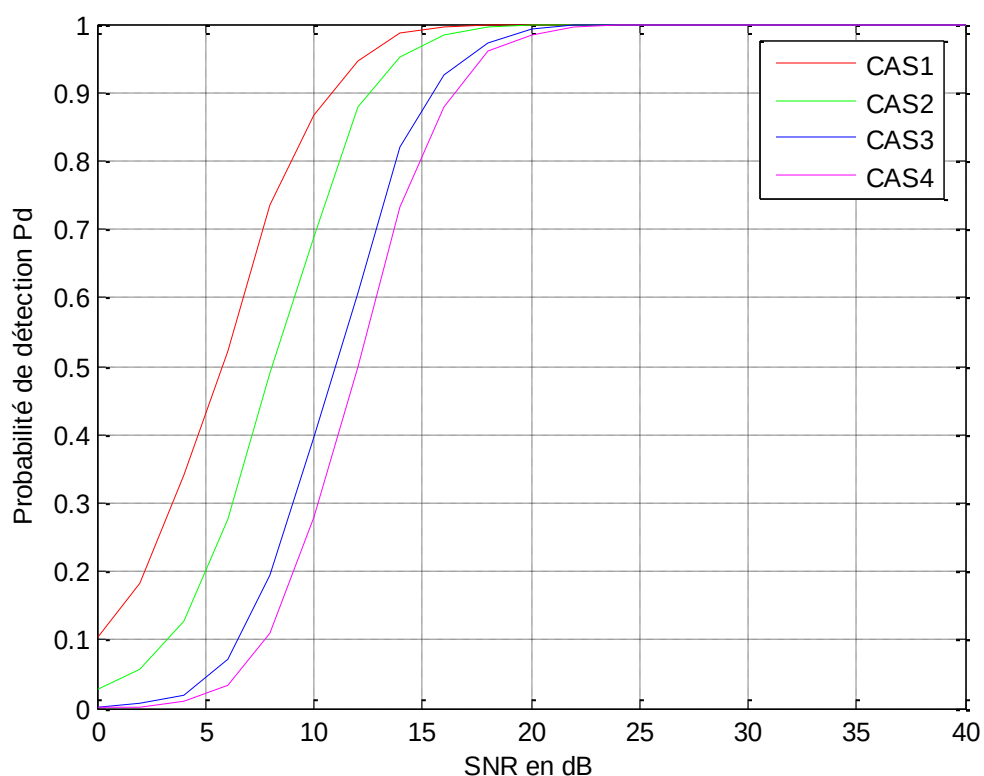


Figure III.6 Variation de la Pd en fonction du SNR pour un système distribué à 3 détecteurs identiques (la règle de fusion OR)

Tableau III.10 Les valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs non identiques pour les 4 cas d'essais

	N1=16		N2=24		N3=32	
	K1	T1	K2	T2	K3	T3
Cas1	8	7.5297	16	1.2367	20	0.6531
Cas2	11	6.1173	17	4.3606	17	4.8959
Cas3	11	9.8865	22	6.4174	20	1.5121
Cas4	11	5.2099	14	9.5636	23	9.0102

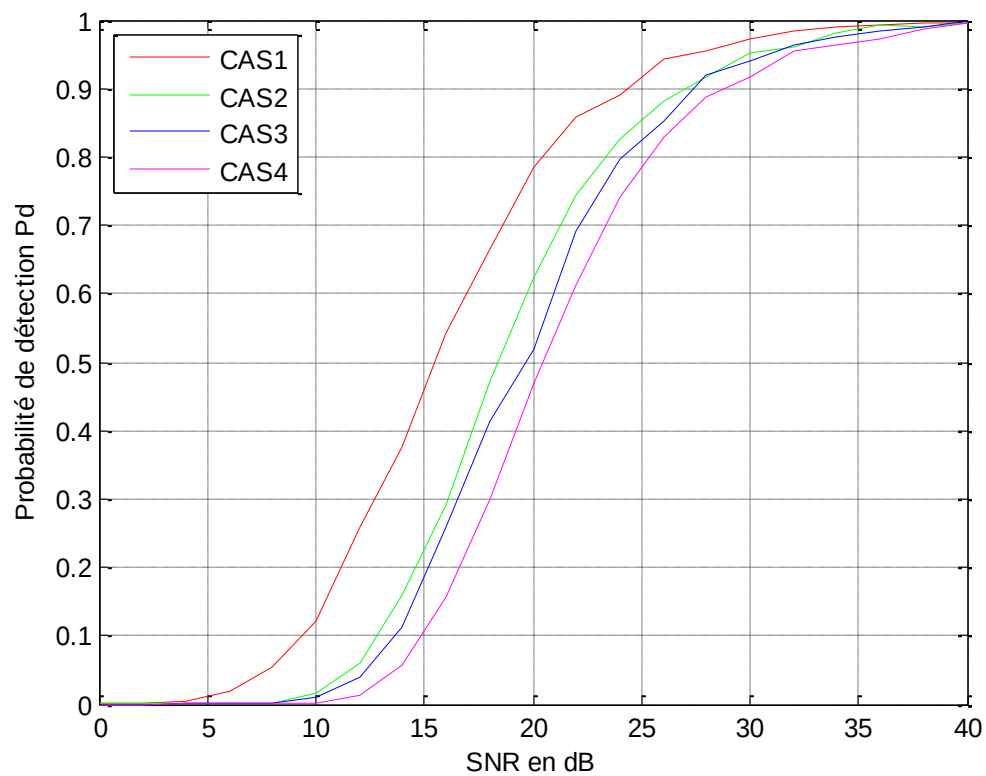


Figure III.7 Variation de la Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion AND)

Tableau III.11 les valeurs optimale de T et K pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion OR)

	N1=16		N2=24		N3=32	
	K1	T1	K2	T2	K3	T3
Cas1	11	8.4058	17	2.4400	19	3.0639
Cas2	11	4.7283	17	5.1796	21	6.1053
Cas3	13	5.8243	15	9.7692	21	4.0720
Cas4	10	8.6080	18	6.2184	19	7.3270

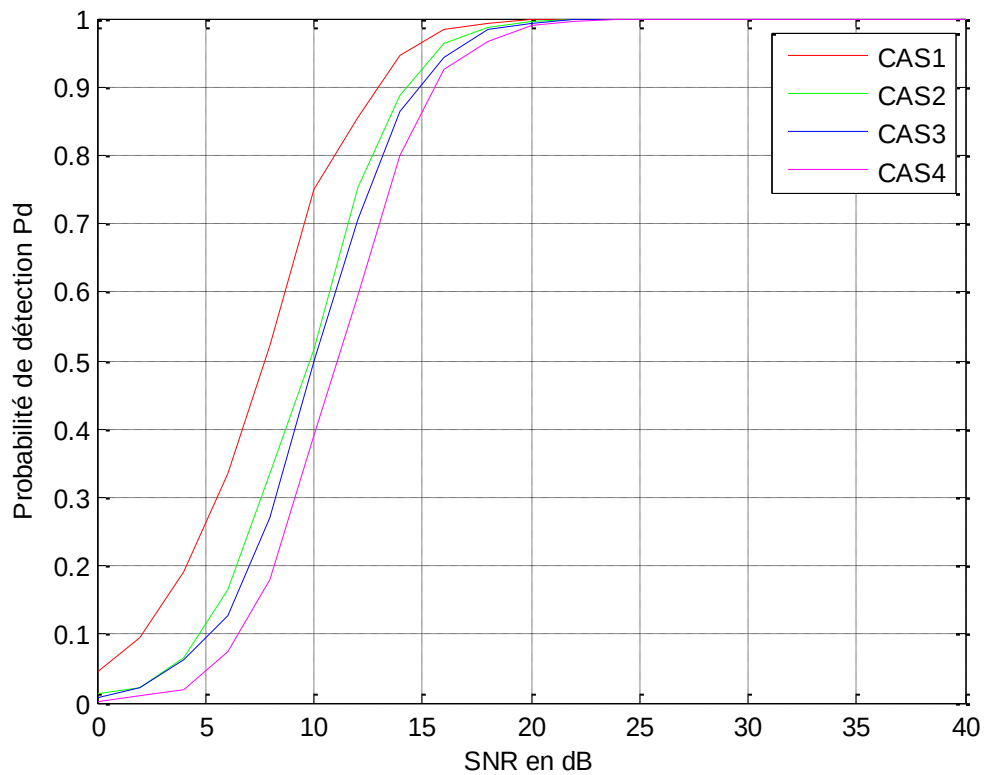


Figure III.8 Variation de la Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion OR)

Interprétation

La performance du système distribué à 3 détecteurs dépend de la valeur optimale du facteur multiplicatif T et d'après les figures (III.5 - III.8), on remarque que les meilleures valeurs de K et T sont trouvées pour les cas 1 et 2.

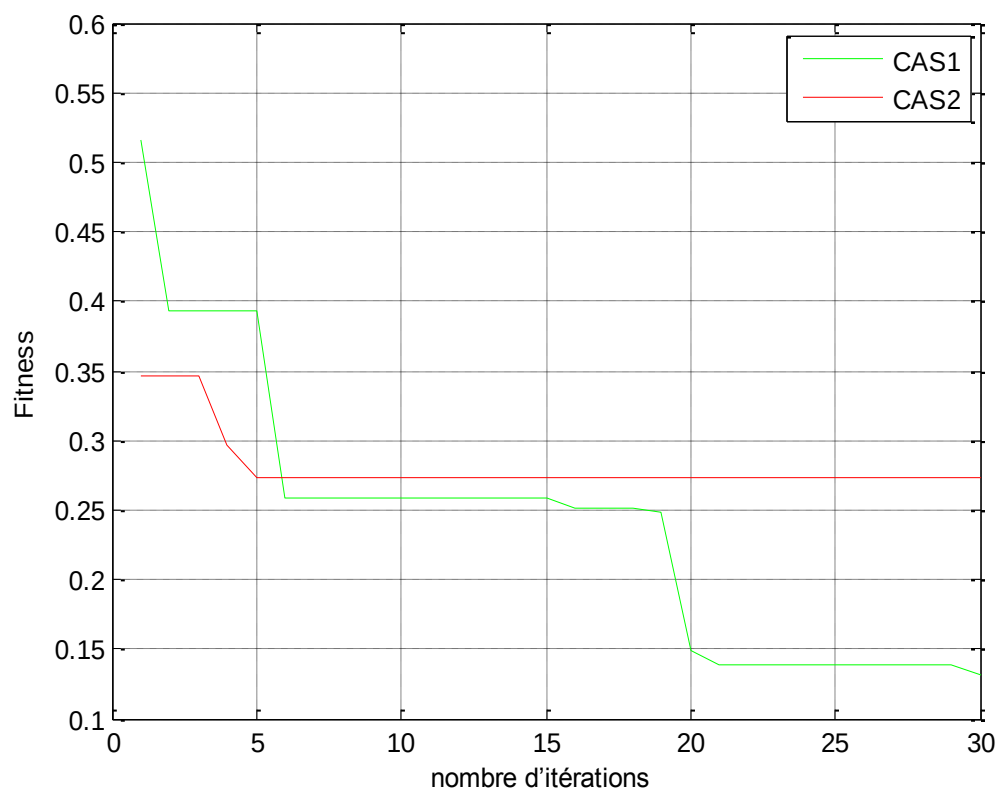


Figure III.9 Variation de la fonction objective (fitness) en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2 (règle de fusion AND)

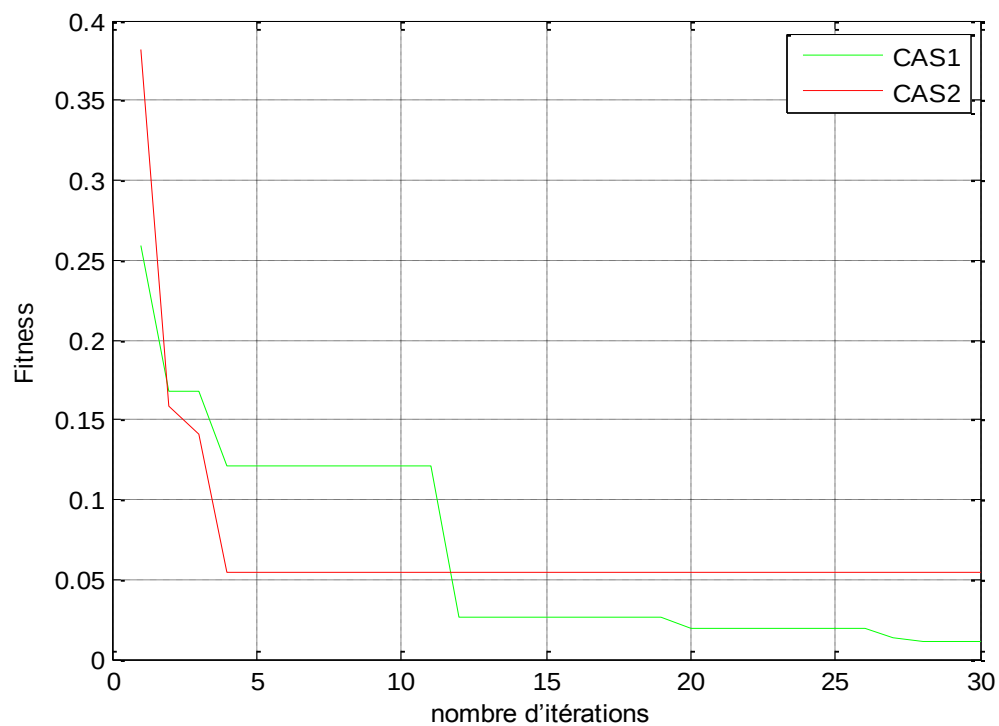


Figure III.10 Variation de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2 (règle de fusion OR)

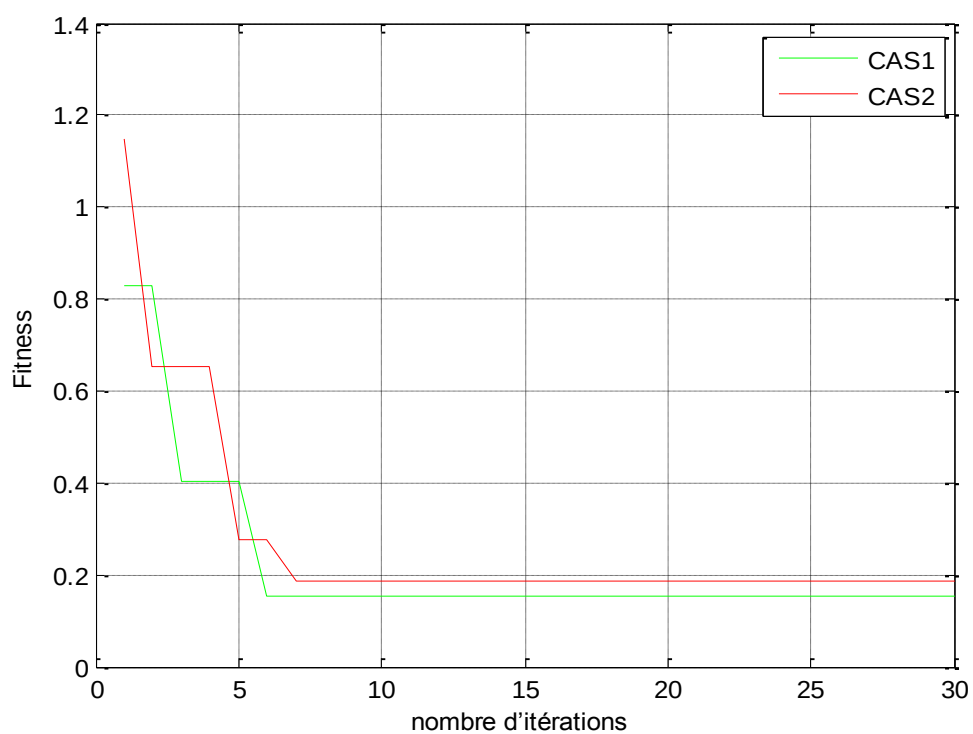


Figure III.11 Variation de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2, pour le cas non identique (règle de fusion AND)

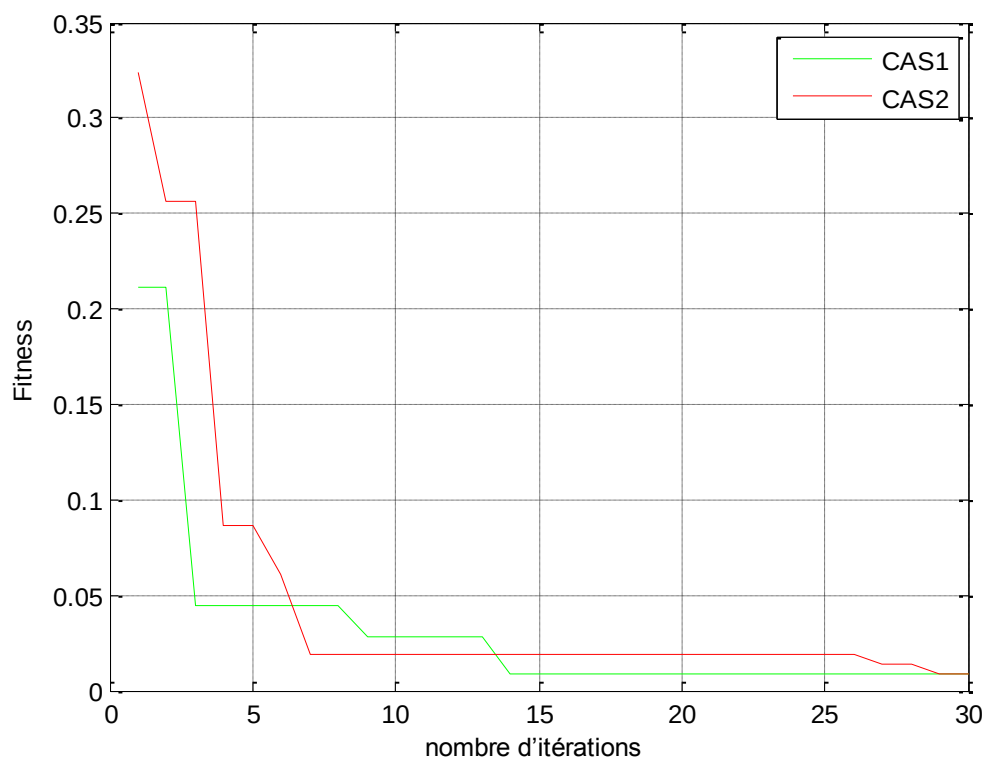


Figure III.12 Variation de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les cas 1 et 2, cas non identique (règle de fusion OR)

Interprétation

Les meilleures valeurs de K et T ont été trouvées par application de l'algorithme PSO avec les paramètres choisis pour le cas 1. Les figures précédentes (III.9 - III.12) montrent une amélioration apportée par les valeurs du cas 1 par rapport aux autres cas, avec une minimisation de la fonction fitness afin d'améliorer la qualité de ces valeurs. Sur la figure III.10, on remarque que pour un nombre d'itération égale à 30, la fonction objective dans le cas 1 est égale à 0.01 et pour le cas2 elle est égale à 0.06.

Tableau III.12 Valeurs des facteurs T et de l'ordre statique K pour un système à 3 détecteurs identiques (N=24)

	K	T
OR	16	6.5685
AND	21	3.2674

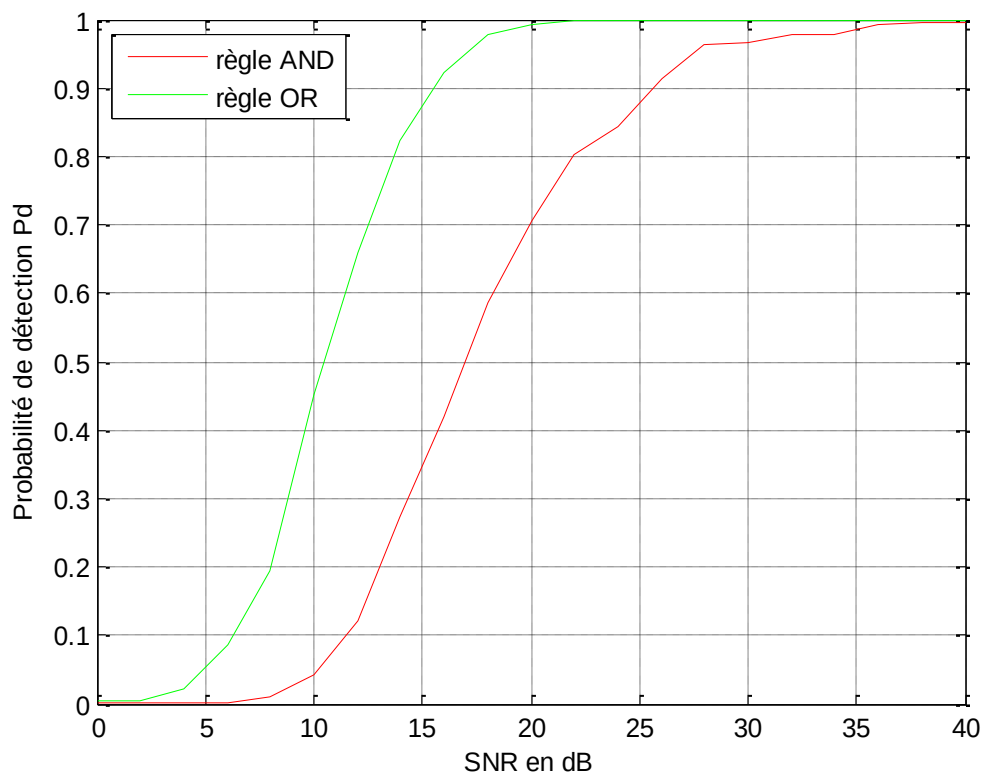


Figure III.13 Variation de la P_d pour un système à 3 détecteurs identiques pour $N=24$

Tableau III.13 Valeurs des facteurs T et de l'ordre statique K pour un système à 3 détecteurs non identiques

	N1=16		N2=24		N3=32	
	K1	T1	K2	T2	K3	T3
OR	13	2.1620	21	1.8664	21	5.3482
AND	16	0.9047	22	1.1323	17	3.1447

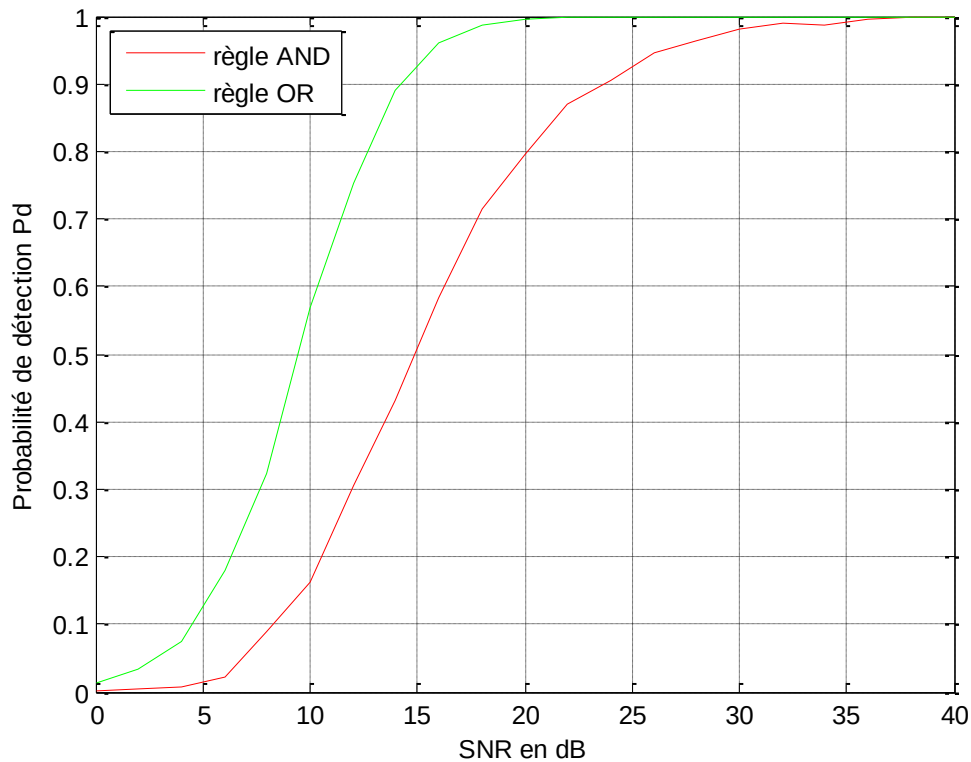


Figure III.14 Variation de la P_d pour un système à 3 détecteurs non identiques

Dans la figure III.13, nous remarquons que la performance du système à 3 détecteurs est légèrement meilleure si on utilise la règle de fusion OR par rapport à la règle de fusion AND. Pour un SNR=15dB, P_d est égale à 0.54 pour la règle fusion AND, 0.81 pour règle fusion OR. La figure III.14 représente les variations de la P_d pour un système à trois détecteurs non identique dans le cas des deux règles de fusion AND et OR. Nous observons que les résultats

pour la règle de fusion OR sont meilleurs que pour la règle de fusion AND. Dans ce cas pour un SNR=15dB, Pd est égale à 0.59 pour la règle fusion AND et 0.91 pour la règle fusion OR.

III.5.4 Variation de la performance suivant la valeur de Pfa

Dans cette partie, nous allons tester l'influence du changement de la valeur de la Pfa dans le cas d'un système à 3 détecteurs. L'optimisation des paramètres K et T a été effectuée par l'algorithme PSO.

Tableau III.14 Valeurs optimales de K et T pour un système à 3 détecteurs identiques (règle de fusion AND)

$Pfa=10^{-2}$		$Pfa=10^{-3}$		$Pfa=10^{-4}$	
K	T	K	T	K	T
13	3.0106	12	5.6541	13	7.8686

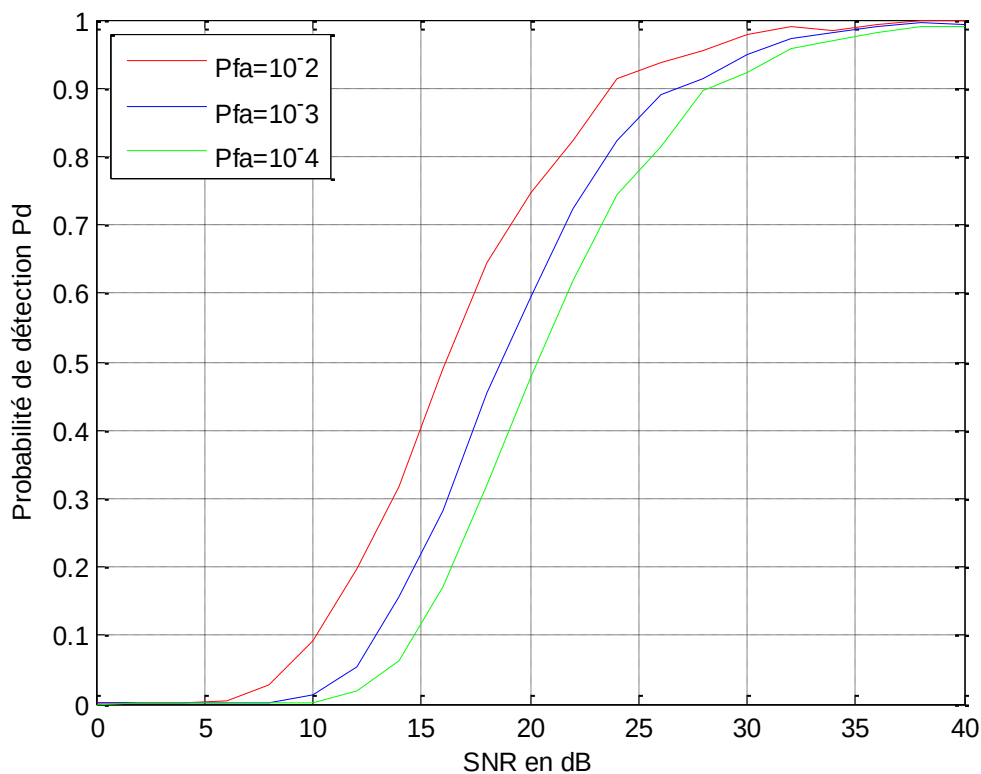


Figure III.15 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs identiques suivant différentes valeurs de Pfa (règle de fusion AND)

Tableau III.15 Valeurs optimales de K et T pour un système à 3 détecteurs identiques
(règle de fusion OR)

$Pfa=10^{-2}$		$Pfa=10^{-3}$		$Pfa=10^{-4}$	
K	T	K	T	K	T
16	4.6306	20	7.1200	19	9.4694

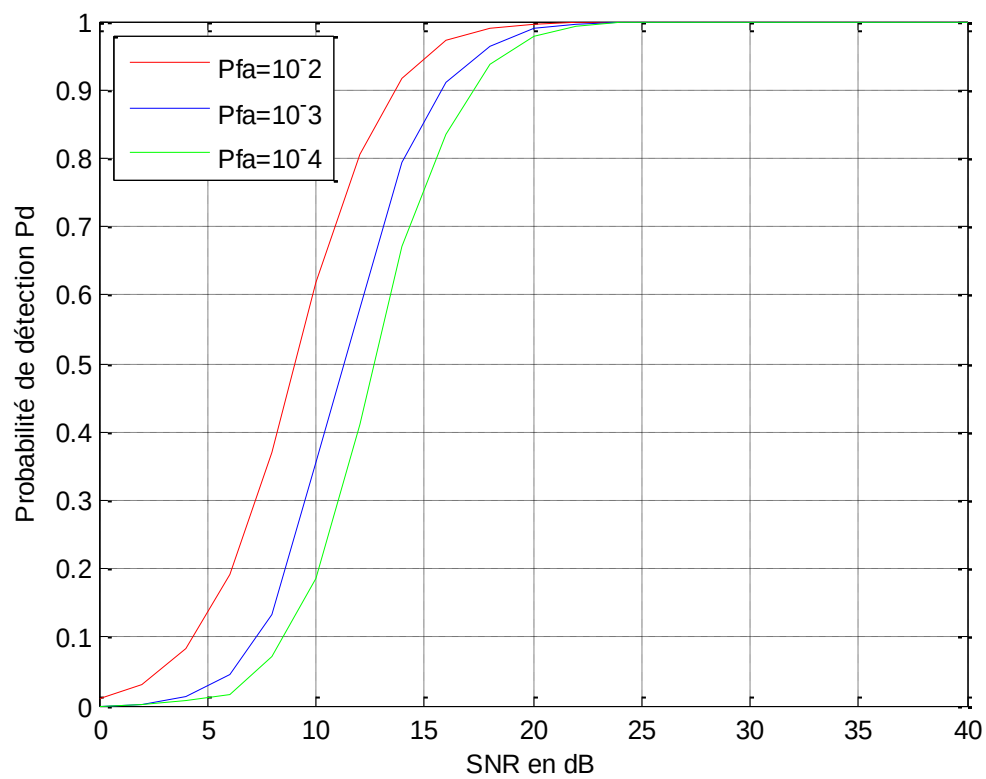


Figure III.16 Variation de P_d en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs identiques pour différentes valeurs de P_{fa} (règle de fusion OR)

Tableau III.16 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs non identiques (règle de fusion AND)

	K1	T1	K2	T2	K3	T3
$Pfa=10^{-2}$	8	6.8200	17	0.1197	19	1.7173
$Pfa=10^{-3}$	11	3.0168	17	1.2609	18	5.3234
$Pfa=10^{-4}$	11	6.7863	18	1.0099	19	5.1652

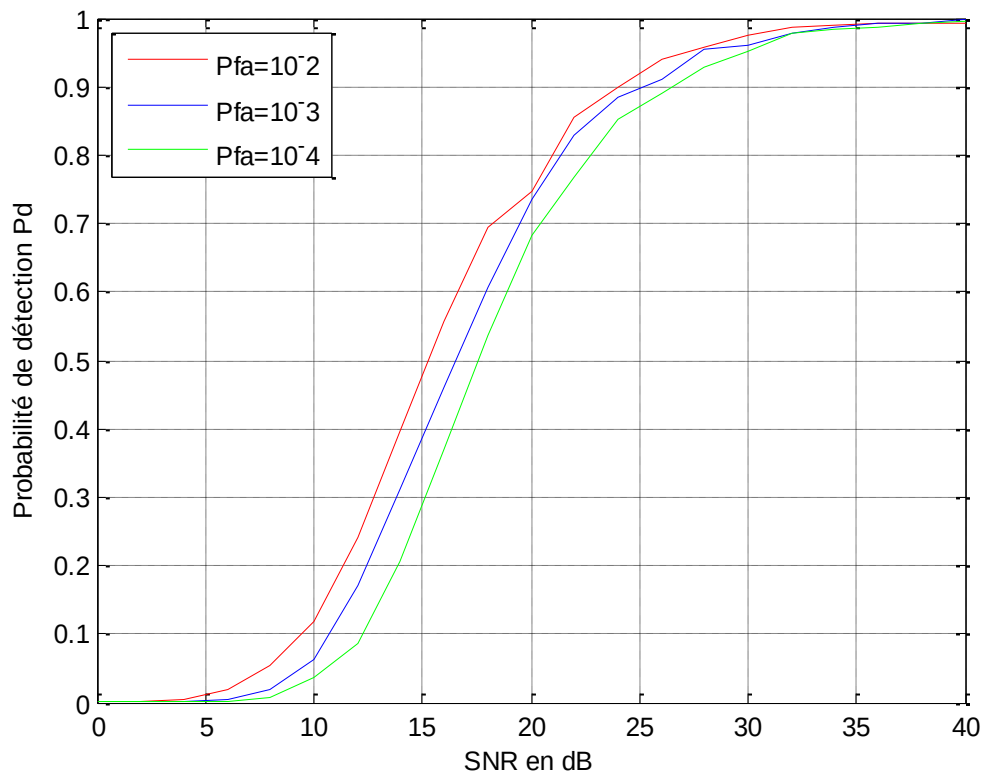


Figure III.17 Variation de P_d en fonction du SNR pour un système à 3 détecteurs non identiques pour différentes valeurs de P_{fa} (règle de fusion AND)

Tableau III.17 Valeurs optimales de T et K pour un système à trois détecteurs non identiques (règle de fusion OR)

	K1	T1	K2	T2	K3	T3
$P_{fa}=10^{-2}$	13	7.0269	18	2.9780	27	1.7173
$P_{fa}=10^{-3}$	13	6.1669	18	5.0674	21	5.3234
$P_{fa}=10^{-4}$	11	5.6658	18	7.4736	28	5.1652

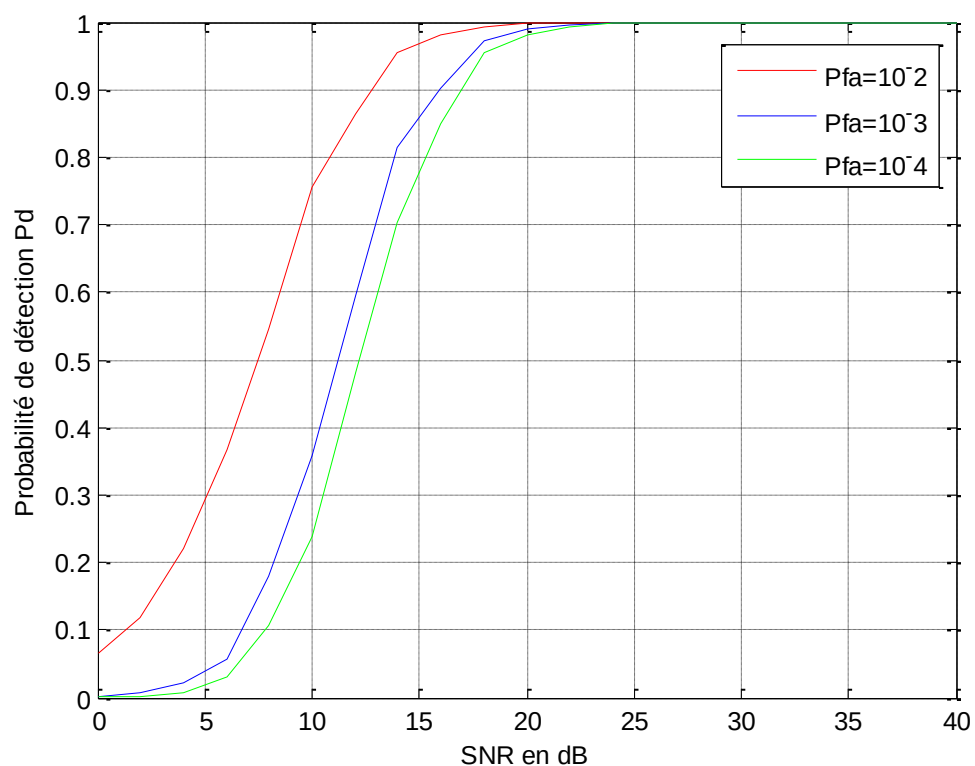


Figure III.18 Variation de Pd en fonction du SNR pour un système à trois détecteurs non identiques pour différentes valeurs de Pfa (règle de fusion OR)

Interprétation

Les courbes des figures (III.15 – III.18) représentent la variation de la probabilité de détection (Pd) en fonction du SNR pour un système OS-CFAR distribué à trois détecteurs. Les valeurs optimales trouvées par application de l'algorithme PSO montrent une amélioration de la performance du système, liée à l'augmentation du nombre de détecteurs dans le système.

III.5.5 Comparaison de la performance entre un système à deux détecteurs et un système à trois détecteurs

Dans cette partie, nous allons comparer la performance d'un système à deux détecteurs et un autre système à trois détecteurs, et trouver la différence entre eux.

Tableau III.18 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs identiques et un système à 2 détecteurs identiques (règle de fusion AND)

Système à 3 détecteurs		Système à 2 détecteurs	
K	T	K	T
15	1.2379	18	1.8700

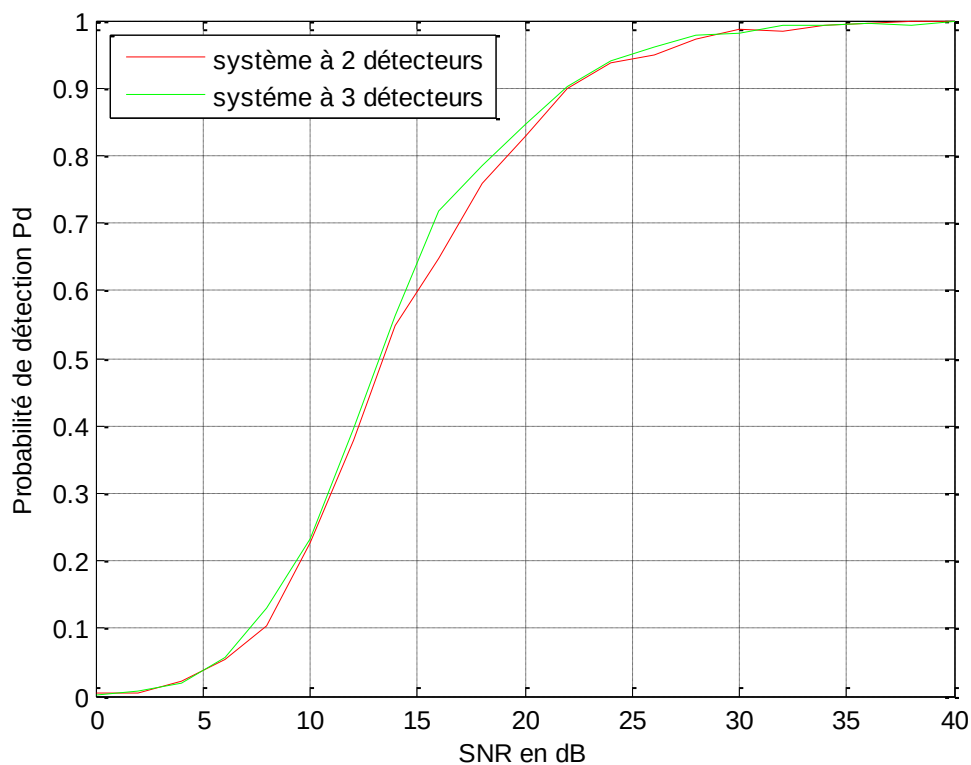


Figure III.19 Variation de P_d en fonction du SNR pour deux différents systèmes (règle de fusion AND)

Tableau III.19 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs identiques et un système à 2 détecteurs non identiques (règle de fusion OR)

Système à 3 détecteurs		Système à 2 détecteurs	
K	T	K	T
21	3.3536	18	4.7330

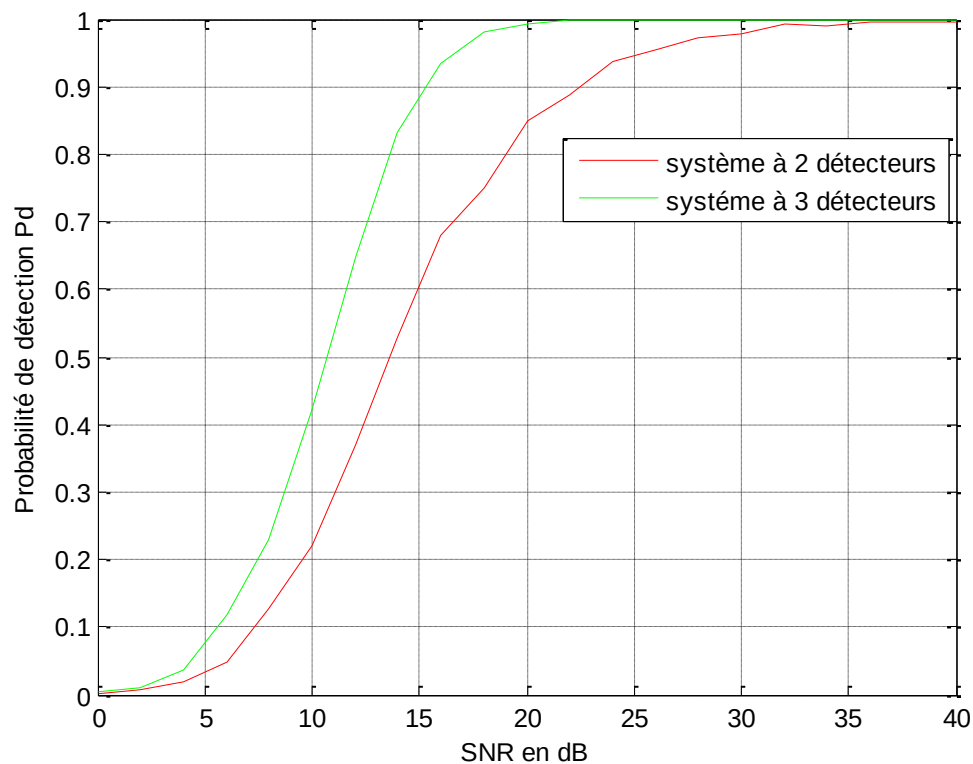


Figure III.20 Variation de P_d en fonction du SNR pour deux différents systèmes (règle de fusion OR)

Tableau III.20 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs et un système à 2 détecteurs non identiques (règle de fusion AND)

Système à 3 détecteurs						Système à 2 détecteurs			
K1	T1	K2	T2	K3	T3	K1	T1	K2	T2
14	4.3263	21	0.2675	25	0.3609	11	3.6850	17	0.2590

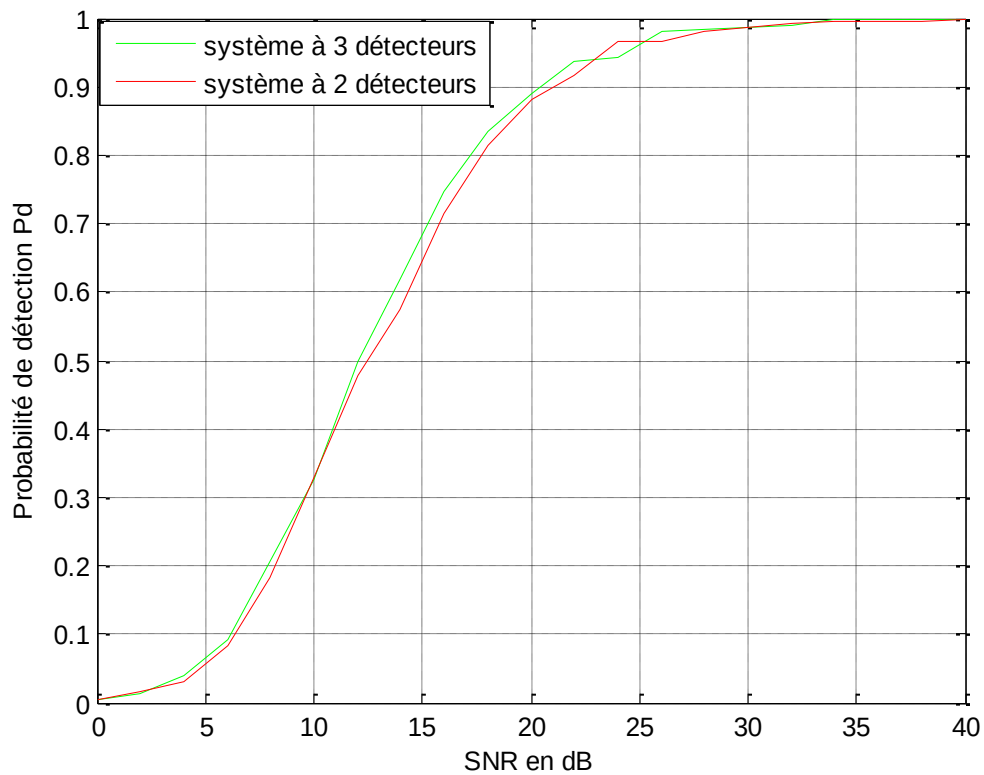


Figure III.21 Variation de Pd en fonction du SNR pour deux différents systèmes non identiques (règle de fusion AND)

Tableau III.21 Valeurs optimales de T et K pour un système à 3 détecteurs et un système à 2 détecteurs non identiques (règle de fusion OR)

Système à 3 détecteurs						Système à 2 détecteurs			
K1	T1	K2	T2	K3	T3	K1	T1	K2	T2
12	6.9307	19	4.6447	24	8.8283	11	3.7090	17	0.2400

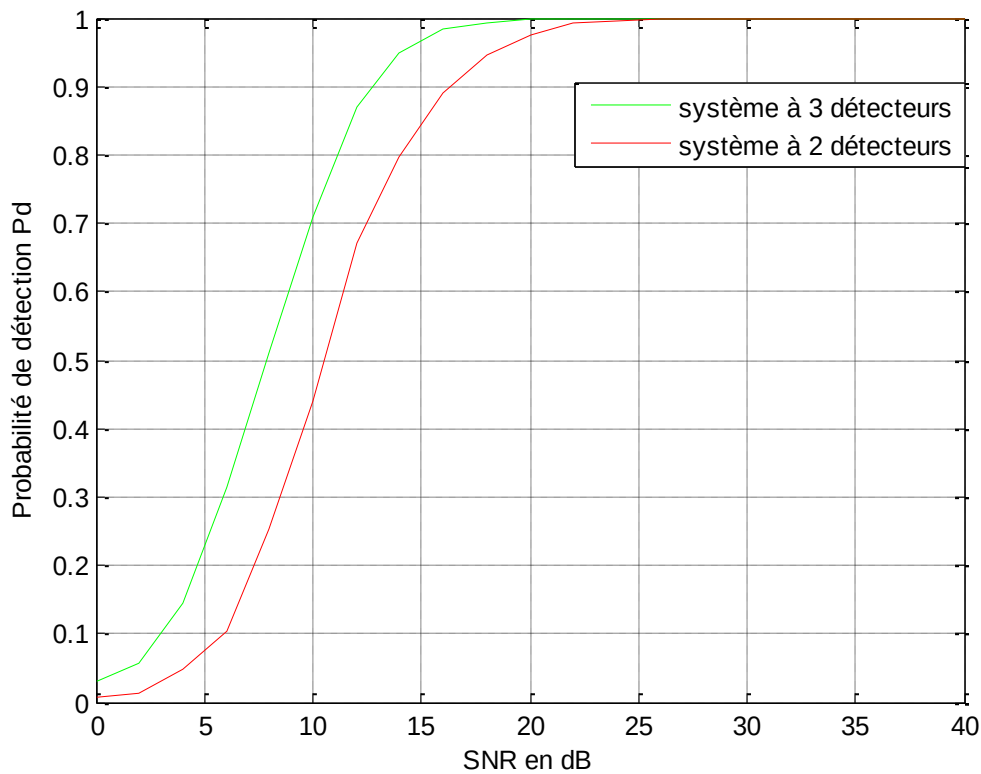


Figure III.22 Variation de P_d en fonction du SNR pour deux différents systèmes non identiques (règle de fusion OR)

Interprétation

A partir des figures (III.19 – III.22), nous avons remarqué que l'ajout d'un détecteur au système améliore la performance du système avec une probabilité de détection meilleure. Cette amélioration a été effectuée en appliquant l'algorithme PSO dans l'optimisation des deux paramètres K et T .

III.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats obtenus par application de l'algorithme PSO pour l'optimisation des paramètres K et T . Plusieurs tests ont été effectués, suivant la modification des paramètres de l'algorithme PSO, présentés par quatre cas. Ensuite les meilleurs optimaux ont été appliqués pour différentes situations suivant la variation du SNR et de la P_{fa} avec les deux règles de fusion AND et OR. Une amélioration a été constatée pour l'augmentation du nombre de détecteurs dans le système et du nombre de cellules dans chaque détecteur. Aussi, nous avons remarqué que la règle de fusion OR donne toujours les meilleurs résultats par rapport à la règle de fusion AND.

Conclusion générale

Grace au développement des systèmes radar qui a connu une grande amélioration, surtout durant les dernières années, il est devenu un instrument essentiel dans plusieurs domaines soient militaires ou civiles. Cette amélioration est liée à l'évolution des techniques du traitement du signal qui constituent l'un des outils essentiels dans l'analyse de détection. Aussi, la détection à taux de fausse alarme constant (CFAR), et plus particulièrement la détection distribuée avec un centre de fusion a aussi connu de grandes améliorations. Nous avons présenté dans ce travail une optimisation du seuil de détection dans un système distribués OS-CFAR, par application de la méthode par essaim particulaires (PSO), pour différentes situations liées au nombre de détecteurs, au nombre de cellules dans chaque détecteur et à la règle de fusion. On va faire des changements au niveau des paramètres de l'algorithme les résultats obtenus.

Il est difficile, voire impossible de trouver les valeurs optimales pour un système qui contient plus de deux détecteurs, en utilisant les méthodes d'optimisation classiques. Dans ce cas, l'utilisation d'une optimisation par PSO devient nécessaire aux cas d'un système à trois détecteurs, puisque elle présente l'avantage de permettre de parcourir l'ensemble de l'espace des solutions et d'éviter de faire stagner le processus d'optimisation dans une zone de minimum local. La qualité de cette solution sera d'autant plus proche de la solution optimale que le nombre d'itérations sera important ce qui nécessitera des temps de calcul importants.

Cependant, cette technique présente quelques inconvénients liés au fait qu'elle repose sur une sélection aléatoire des solutions à tester. Aussi, elle présente des difficultés d'implémentation et le choix des valeurs initiales des paramètres, en plus, idéalement, un nombre infini d'itérations est nécessaire pour trouver l'optimum.

Les résultats obtenus pour les différentes situations étudiées qui concerne l'algorithme de PSO montrent une amélioration à la performance d'un système de détection distribué OS-CFAR par augmentation du nombre de détecteurs.

Bibliographie

- [1] B. Atrouz, « Les systems radar », Ecole militaire polytechnique, EMR.
- [2] Benchaib.A et Boudchicha.N,« Optimisation de la détection distribuée ML-CFAR et CML-CFAR dans un clutter weibull par les algorithmes génétiques» memoires d'ingénieur d'état en électronique, université de M'SILA 2006.
- [3] Kaous.N et Kacemi.F. Z«Analyse détection destribuée CA-CFAR et OS-CFAR dans un clutter de K- distrbué utilisant les algorithmes génétiques » memoires d'ingénieur d'état en électronique,université de M'SILA 2006.
- [4] H. M. Finn and R. S. Johnson, «Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter level estimates», RCA review vol. 29, pp, 414-464, September 1968.
- [5] H. Rohling,«Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations», IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, vol. 19, pp, 608-621, July 1983.
- [6] J. T. Rickard and G. M. Dillard, «Adaptive detection algorithms for multiple target situations», IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, vol. 13, pp, 338-343, July 1977.
- [7] K. Varshney and K. UNER, «Distributed CFAR Detection in Homogeneous and Nonhomogeneous Backgrounds», IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems vol. 32, N°. 1 January 1996.
- [8] Daniel Ashlok, « Evolutionary Computation for Modeling and Optimization »,New York,NY 10013,USA-2000

- [9] James Kennedy et Russel C.Eberhart,«Swarm intelligence»,Morgan Kaufmann Publishers,2000.
- [10] Maurice Clerc, « L'optimisation par essaim particulaire » Tutorial pour PSO 2003
http://www.particleware.net/oep_2003
- [11] Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes méta heuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégule.Thèse pour obtenir le grade de docteur de l'université de Batna: électrotechnique,2009.
- [12] Maurice Clerc M and Kennedy J « The Particle Swarm:Explosion,Stability,and Convergence in a Multi-Dimensional Complex Space»,In Proceedings of the IEEE Transactions on Evolutionary,2002.
- [13] IEEE Committee Report. « Tutorial on Modern Heuristic Optimization Techniques with Application to Power Systems ». IEEE Power Engineering Society, 02TP160,2002.
- [14] Hagjlarbi.A et Bellache.E, «Etude comparative des détecteurs CFAR et les systèmes distribués en présence des cibles interférentes », Mémoire d'ingénieur d'état, Université de M'SILA, septembre 2004.

