

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR &  
DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DE BATNA

DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCE  
EN ÉLECTRONIQUE

Par

**Latifa ABDOU**

(Ingénieur (1994), Magister (1999) en électronique de l'université de Batna)

Thème

---

**APPLICATION DES ALGORITHMES ÉVOLUTIONNAIRES  
À L'OPTIMISATION DU SEUIL DE DÉTECTION DANS LES  
SYSTÈMES DISTRIBUÉS CFAR**

---

Thèse soutenue le 08 Avril 2009

Devant le jury :

<b>M. Boulemden</b>	Professeur	Univ. Batna	Président
<b>F. Soltani</b>	Professeur	Univ. Constantine	Rapporteur
<b>D. Chikouche</b>	Professeur	Univ. M'sila	Examineur
<b>M. Benyoucef</b>	Maître de conf.	Univ. Batna	Examineur
<b>Z. Hammoudi</b>	Maître de conf.	Univ. Constantine	Examineur

***A Mes très chers parents***

*Qu'Allah vous protège, vous prête une bonne santé  
et une longue vie*

***A tous les membres de ma famille***

*Pour m'avoir supporté durant les moments difficiles  
Pour leur soutien et leur patience*

*A tous ceux qui me sont chers  
et qui ne méritent pas d'être oubliés*

## Remerciements

C'est avec un grand plaisir que je réserve ces lignes en signe de reconnaissance à tous ceux qui ont de près ou de loin contribué à rendre ce travail possible. Même si des fois nos expressions nous trahissent et n'expriment pas réellement nos sentiments les plus sincères.

Ma profonde gratitude va en premier, à Allah le tout puissant, le miséricordieux de m'avoir donné la force et la patience d'arriver à mettre ce travail à terme.

Mes vifs remerciements vont à mon directeur de thèse Monsieur Faouzi Soltani, professeur à l'université de Constantine, d'avoir accepté de m'encadrer au cours de ce lent parcours. Pour la confiance et la liberté qu'il m'a accordée dans la réalisation de ce travail.

Mes remerciements, vont particulièrement à Monsieur Mohammed Boulemden, professeur à l'université de Batna, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant d'assurer la présidence de mon jury de thèse.

Je suis ravie de pouvoir compter parmi les membres de mon jury, Monsieur Moussa Benyoucef, maître de conférences à l'université de Batna. Je le remercie pour ses encouragements et ses conseils.

Mes remerciements vont de même à Monsieur Djamel Chikouch, professeur à l'université de M'sila, ainsi qu'à Monsieur Zoheir Hammoudi, maître de conférences à l'université de Constantine, qui m'ont honoré en acceptant d'être examinateurs dans ce jury.

Je remercie aussi Madame Evelyne Lutton, chef du projet fractal au centre de recherche INRIA Rocquencourt (France) de m'avoir reçu au sein de son équipe de recherche, de m'avoir permis de m'engager dans l'application des AGs, et de m'avoir mise sur la voie de l'exploration des algorithmes évolutionnaires. Mes remerciements vont également à Monsieur Farid Allou, du centre de recherche et de développement de Reghaia CRD/CFDAT (Alger), d'avoir mis à ma disposition une très riche documentation sur les systèmes radars.

Quoi que je dise, je ne pourrais certainement pas remercier assez ma sœur Nassima pour son aide précieuse aux cours de la réalisation de ce manuscrit et pour avoir pu tolérer mes tempéraments. Qu'elle trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Un merci particulier à mon amie Souad Chaouch, Maitre de conférence à l'université de M'sila, pour son soutien moral, pour avoir supporté mes humeurs et m'avoir longtemps encouragé durant les moments difficiles. Je ne pourrais oublier de remercier mon amie Zahra Zerdoumi pour ses encouragements, pour ses conseils précieux, d'avoir toujours montré pour moi, une amitié digne de l'être. Merci à vous deux d'être toujours là pour me réconforter.

Enfin merci à tous ceux et celles qui m'ont aidé afin que je puisse mettre fin à de longues années de travail. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma reconnaissance la plus sincère.

*Latifa ABDOU*

---

**APPLICATION DES ALGORITHMES ÉVOLUTIONNAIRES  
À L'OPTIMISATION DU SEUIL DE DÉTECTION DANS LES  
SYSTÈMES DISTRIBUÉS CFAR**

---

## Liste des Tableaux

2.1	Probabilités d'erreur et critères de décision	9
3.1	Coefficients de Neuvy	26
6.1	Meilleurs résultats de l'AG-EMS pour différentes valeurs de $P_m$	77
6.2	Estimation de K et T pour l'AG-EMS	81
6.3	Estimation de K et T pour l'AG-Tournoi	82
6.4	L'erreur introduite par l'augmentation de l'espace de recherche T	93
7.1	Les Meilleurs résultats des détecteurs OS et CMLD pour l'Algorithme Génétique	98
7.2	Les Meilleurs résultats des détecteurs OS et CMLD pour la Stratégie d'Evolution ( $\mu+\lambda$ )	98
7.3	Comparaison du temps de calcul entre l'AG et la SE	112

# Table des matières

<b>I</b>	<b>Chapitre 1 : Introduction Générale</b>	<b>1</b>
	1. Introduction . . . . .	1
	2. Problématique . . . . .	2
	3. Organisation de la thèse . . . . .	3
<b>II</b>	<b>Chapitre 2 : Les systèmes Radar et la Détection des Cibles</b>	<b>4</b>
	1. Introduction . . . . .	4
	2. Généralités sur les systèmes radar . . . . .	5
	2.1. Principe et structure de base . . . . .	5
	2.2. Critères de performance . . . . .	6
	2.3. Différents types de radar . . . . .	6
	3. Détection des cibles . . . . .	8
	3.1. La théorie de la décision et les probabilités d'erreur . . . . .	8
	3.2. Les critères de décision . . . . .	10
	3.3. La surface équivalente radar . . . . .	13
	3.4. Fluctuation des cibles . . . . .	14
	4. Bruit et échos parasites . . . . .	16
	4.1. Bruit . . . . .	16
	4.2. Echos parasites . . . . .	17
	4.3. Elimination des échos fixes . . . . .	19
	5. Conclusion . . . . .	20
<b>III</b>	<b>Chapitre 3 : Les systèmes Distribués CFAR</b>	<b>21</b>
	1. Introduction . . . . .	21
	2. Le problème classique dans la détection automatique radar . . . . .	22
	2.1. Détection en présence du Bruit . . . . .	23
	2.2. Probabilité de fausse alarme . . . . .	24
	2.3. Probabilité de détection . . . . .	25
	2.4. Le signal minimal détectable . . . . .	26
	3. Détection à taux de fausses alarmes constant (CFAR) . . . . .	27
	3.1. Historique et concepts de base . . . . .	27

3.2. Les pertes CFAR . . . . .	30
3.3. Intégration d'impulsion . . . . .	31
3.4. Littérature sur quelques types de détecteurs CFAR . . . . .	32
3.5. Détecteurs CFAR pour un environnement non Rayleigh . . . . .	36
4. Détection distribuée CFAR . . . . .	37
4.1. Objectif principal et différentes topologies . . . . .	37
4.2. Système distribué CA-CFAR . . . . .	38
4.3. Système distribué OS-CFAR . . . . .	39
5. Conclusion . . . . .	40
<b>IV Chapitre 4 : Les Algorithmes Evolutionnaires</b>	<b>41</b>
1. Introduction . . . . .	41
2. Historique et principe général . . . . .	42
2.1. Les algorithmes génétiques . . . . .	43
2.2. Les stratégies d'évolution . . . . .	44
3. Vocabulaire et principe de base . . . . .	45
3.1. Le croisement . . . . .	46
3.2. La mutation . . . . .	46
3.3. La diversité génétique . . . . .	46
3.4. L'élitisme . . . . .	47
3.5. Exploitation et exploration . . . . .	47
4. Représentation du problème en AE . . . . .	47
4.1. Représentation discrète . . . . .	47
4.2. Représentation continue (réelle) . . . . .	48
5. La sélection et la pression sélective . . . . .	50
5.1. Sélection proportionnelle . . . . .	51
5.2. Sélection par rang . . . . .	52
5.3. Sélection par tournoi . . . . .	52
6. Le remplacement . . . . .	53
6.1. Le remplacement générationnel . . . . .	53
6.2. Le remplacement déterministe . . . . .	53
7. Conclusion . . . . .	54
<b>V Chapitre 5 : Optimisation du Seuil de Détection CFAR par les Algorithmes Génétiques</b>	<b>55</b>
1. Introduction . . . . .	55



	2. Problématique . . . . .	55
	3. Comparaison entre schémas de croisement et techniques de remplacement	56
	3.1. Schémas de croisement . . . . .	56
	3.2. Techniques de remplacement . . . . .	58
	3.3. Optimisation dans le cas homogène . . . . .	58
	3.4. Optimisation dans un environnement non homogène . . . . .	62
	4. Conclusion . . . . .	73
<b>VI</b>	<b>Chapitre 6 : Influence des Opérateurs : Mutation, Schéma de Croisement et Espace de Recherche sur l'Optimisation du Seuil de Détection</b>	<b>74</b>
	1. Introduction . . . . .	74
	2. Amélioration de la performance par mutation Gaussienne . . . . .	75
	2.1. L'opérateur de mutation . . . . .	75
	2.2. Résultats de simulation pour l'influence de la mutation . . . . .	75
	3. Comparaison entre le schéma EMS et le schéma par tournoi . . . . .	79
	3.1. Comparaison dans le cas homogène . . . . .	79
	3.2. Comparaison dans le cas non homogène . . . . .	86
	4. Influence de l'espace de recherche sur l'optimisation par les AGs . . . . .	90
	4.1. Choix de l'espace de recherche . . . . .	90
	4.2. Résultats de simulation . . . . .	91
	5. Conclusion . . . . .	94
<b>VII</b>	<b>Chapitre 7 : Amélioration de la Performance des Systèmes Distribués CFAR par Application des SEs à l'Optimisation du Seuil de Détection</b>	<b>95</b>
	1. Introduction . . . . .	95
	2. Intérêt du choix de la SE . . . . .	96
	3. Interprétation des résultats de simulation . . . . .	97
	3.1. Cas homogène . . . . .	97
	3.2. Cas non homogène . . . . .	105
	3.3. Estimation du temps de calcul . . . . .	107
	4. Conclusion . . . . .	112
<b>VIII</b>	<b>Chapitre 8 : Conclusion Générale</b>	<b>113</b>
	<b>Annexe : Méthodes Numériques d'Optimisation</b>	<b>116</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>118</b>

# Liste des Travaux

## Publications Internationales:

- L. Abdou and F. Soltani, "OS-CFAR and CMLD threshold optimization in distributed systems using evolutionary strategies," Signal, Image and Video Processing, Springer-Verlag, June 2008.
- L. Abdou and F. Soltani, "CFAR Threshold Optimization by EMS-GA in Non Homogeneous Background"; Asian Journal of Information Technology 5 (12): 1427-1433, 2006.
- L. Abdou and F. Soltani; "Improvement of the OS-CFAR Threshold by using a Gaussian Mutation in EMS Genetic Algorithm", Journal "Best of 2005" of A.M.S.E Association for the Advancement of Modelling & Simulation techniques in Enterprises.

## Conférences Internationales:

- L. Abdou and F. Soltani, "Improvement of the performance of Distributed OS-CFAR system by  $(\mu+\lambda)$ -ES optimisation"; 5<sup>th</sup> International multi conference on systems, signals and devices (SSD08), Amman, Jordan, 20-23 July 2008.
- L. Abdou and F. Soltani, "OS-CFAR parameters optimization by genetic algorithm for Weibull background"; ISSSPA 30Jun - 4July 2007 Boumerdes.
- L. Abdou and F. Soltani, "A comparison between EMS and Tournament schemes in the Optimization of the OS-CFAR threshold by genetic algorithms"; Fourth international conference on systems, signals & devices March 19-22 Hammamet, Tunisia. 2007.
- L. Abdou and F. Soltani, "The Influence of the Search Space on optimization by Genetic Algorithm", Conférence Internationale sur l'Ingénierie de l'Electronique, Oran, Algeria, 28-29 Mai 2006.
- L. Abdou and F. Soltani, "An EMS-GA for OS-CFAR Threshold optimization", International Conference on Control, Modelling and Diagnosis ICCMD'06, Annaba Algeria, May 22-24, 2006.
- L. Abdou and F. Soltani; "OS-CFAR and CMLD Threshold Optimization with Genetic Algorithms", Third International Conference on Systems, Signals & Devices, March 21-24, 2005 – Sousse, Tunisia. Volume III Communication and Signal Processing.

## Liste des figures

2.1	Schéma fonctionnel d'un radar type en sous systèmes	5
2.2	Diagramme bloc simplifié d'un radar à impulsion	7
2.3	Modèle SER d'un bombardier B-26 dans le plan horizontal en bande S	14
2.4	Régions du clutter	18
2.5	Cas d'un seuil de détection très haut	19
3.1	Effets de l'augmentation de la puissance du bruit sur la Pfa	22
3.2	Diagramme bloc d'un détecteur d'enveloppe et récepteur de seuil	24
3.3	Bruit de la sortie du détecteur d'enveloppe	25
3.4	Pdfs du bruit et du signal plus bruit pour une Pfa fixe	25
3.5	Variation de la Pd suivant le SNR d'un système à impulsion unique pour différentes valeurs de Pfa.	27
3.6	Un schéma de détection radar à seuil adaptatif	28
3.7	Processus d'échantillonnage portée et Doppler	29
3.8	Matrice des cellules portée et Doppler	29
3.9	Courbe universelle d'une détection à un seul coup pour une cible Rayleigh	31
3.10	Système à détecteurs distribués avec un centre de fusion	37
4.1	Cycle d'un AE	45
5.1	Les trois différents schémas de croisement	57
5.2	Performance des trois types de croisement pour un remplacement $(\mu, \lambda)$	60
5.3	Performance des détecteurs OS-CFAR et CMLD pour le remplacement $(\mu, \lambda)$	60
5.4	Performance des détecteurs OS-CFAR et CMLD pour la stratégie $(\mu + \lambda)$	61
5.5	La performance d'un système à base de 2 détecteurs	61
5.6	La performance d'un système à base de 3 détecteurs	62
5.7	La performance d'un système à base de 5 détecteurs	62
5.8	Comparaison entre les règles AND et OR pour le système OS-CFAR dans un environnement homogène	64
5.9	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:2	65
5.10	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:5	65
5.11	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:5	66

5.12	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND	66
5.13	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR	67
5.14	Comparaison entre un système à 2 détecteurs et un système à 3 détecteurs OS-CFAR	68
5.15	Comparaison entre les règles AND et OR pour le système CMLD dans un environnement homogène	69
5.16	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:2	70
5.17	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:5	70
5.18	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:5	71
5.19	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND	71
5.20	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR	72
5.21	Comparaison entre les systèmes OS-CFAR et CMLD pour le cas: D1:5 et D2:5	72
6.1	Variation de la fonction fitness pour un AG-EMS sans mutation	
	(a) Meilleur individu dans la population	
	(b) Individu moyen dans la population	76
6.2	Variation de la fonction fitness pour un AG-EMS avec mutation	
	(a) Meilleur individu dans la population	
	(b) Individu moyen dans la population	76
6.3	La performance de l'AG-EMS pour $P_m=0.1$ et $P_m=0.15$	78
6.4	La performance de l'AG-EMS pour $P_m=0.15$ et $P_m=0.3$	78
6.5	Comparaison entre le croisement EMS et le croisement par tournoi pour la règle de fusion AND	80
6.6	Comparaison entre le croisement EMS et le croisement par tournoi pour la règle de fusion OR	80
6.7	Zoom sur la figure 6.6	81
6.8	Variation de la Pd pour la règle de fusion AND dans le cas du schéma EMS	82
6.9	Variation de la Pd pour la règle de fusion OR dans le cas du schéma EMS	83
6.10	Variation de la Pd pour la règle de fusion AND dans le cas du schéma par tournoi	83
6.11	Variation de la Pd pour la règle de fusion OR dans le cas du schéma par tournoi	84
6.12	Comparaison entre la règle de fusion AND et OR pour le schéma de croisement par tournoi dans le cas d'une $P_{fa}=10^{-4}$	84
6.13	Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion AND	85

6.14	Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion OR	85
6.15	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: LD1:2 et LD2:2	86
6.16	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: LD1:2 et LD2:5	87
6.17	La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: LD1:5 et LD2:5	87
6.18	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND	88
6.19	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR	88
6.20	Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion AND dans le cas non homogène (D1 :2 ; D2 :5)	89
6.21	Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion OR dans le cas non homogène (D1 :2 ; D2 :5)	90
6.22	Variation de la Pd pour la règle de fusion AND	91
6.23	Région Zoomée de la fig. 6.22	92
6.24	Variation de la Pd pour la règle de fusion OR	92
6.25	Région zoomée de la fig. 6.24	93
7.1	Comparaison entre l'AG et la SE- $(\mu+\lambda)$ pour la règle de fusion AND	99
7.2	Région zoomée de la Fig. 7.1	100
7.3	Comparaison entre l'AG et la SE- $(\mu+\lambda)$ pour la règle de fusion OR	100
7.4	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ dans un système à 2 détecteurs OS	101
7.5	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ dans un système à 3 détecteurs OS	101
7.6	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ dans un système à 5 détecteurs OS	102
7.7	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ pour un système à 2 détecteurs CMLD	102
7.8	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ pour un système à 3 détecteurs CMLD	103
7.9	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ pour un système à 5 détecteurs CMLD	103
7.10	Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$ pour une $P_{fa}=10^{-8}$ dans un système distribué CMLD	104
7.11	Comparaison entre la SE- $(\mu+\lambda)$ et l'AG pour un système distribué à 3 détecteurs CMLD	104
7.12	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué OS-CFAR dans le cas de l'AG.	105
7.13	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué OS-CFAR dans le cas de la SE- $(\mu+\lambda)$	106
7.14	Comparaison entre la SE- $(\mu+\lambda)$ et l'AG pour différentes situations de cibles interférentes dans un système distribué OS-CFAR	106
7.15	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué CMLD dans le cas de l'AG	107

7.16	Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué CMLD dans le cas de la SE- $(\mu+\lambda)$	108
7.17	Comparaison entre la SE- $(\mu+\lambda)$ et l'AG pour différentes situations de cibles interférentes dans un système distribué CMLD	108
7.18	Comparaison de la variation de la fonction fitness entre l'AG et la SE pour un système à 2 détecteurs OS	109
7.19	Comparaison de la variation de la fonction fitness entre l'AG et la SE pour un système à 3 détecteurs OS	109
7.20	Comparaison de la variation de la fonction fitness entre l'AG et la SE pour un système à 5 détecteurs OS	110
7.21	Zoom sur la figure 7.20	110
7.22	Comparaison en temps de calcul entre l'AG et la SE pour 100 itérations	111

# Notations

AE	Algorithme Evolutionnaire
AG	Algorithme Génétique
SE	Stratégie d'Evolution
CFAR	Systèmes à taux de fausse alarme constant
CW	Radar à onde continue (Continuous Wave)
PRF	Fréquence de répétition d'impulsion (Pulse Repetition Frequency)
PDR	Radars à impulsions Doppler (Pulsed Doppler Radar)
MTI	Radars à indicateur de cibles mobiles (Moving target Indicator)
$P_d$	Probabilité de détection
$P_{fa}$	Probabilité de fausse alarme
$P_n$	Probabilité de non détection
$P_m$	Probabilité de perte de détection.
$\alpha_0$	Probabilité de fausse alarme désirée
MLR	Maximum de vraie semblance (Maximum Likelihood Rule)
NPR	Règle de Neyman-Pearson (Neyman-Pearson Rule)
MEP	Probabilité d'erreur minimale (Minimum Error Probability)
SER	Surface Equivalente Radar
ADT	Système de détection et de poursuite automatique (Automatic Detection and Track)
IF	Fréquence Intermédiaire (Intermediary Frequency)
$P_{df}$	Fonction densité de probabilité
$P_c$	Probabilité de croisement
$P_m$	Probabilité de mutation
q	Nombre de participants à un tournoi
$\sigma$	Déviation standard
BMW	Best Mate Worst
AFP	Adjacent Fitness Pairing
EMS	Emperor Mate Selective
SNR	Rapport signal à bruit
INR	Rapport interférence à bruit
N	Nombre de cellule dans un détecteur
D	Détecteur
n	Nombre de détecteurs
K	Ordre du rang choisit pour l'estimation du bruit
T	Facteur multiplicatif

# Chapitre 1

## Introduction Générale

### 1. Généralités

---

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour la détection et la localisation des objets. Son fonctionnement est basé sur un principe très simple, la transmission d'une onde et la détection du signal d'écho réfléchi par l'obstacle ou l'objet à détecter. Il est en quelque sorte considéré comme étant l'extension du sens de la vision chez l'être humain. Certes que le radar ne peut pas donner les détails de l'objet comme peut le faire l'œil humaine, mais il est conçu pour voir à travers des conditions inaccessibles à notre vue, comme par exemple l'obscurité, le brouillard, la pluie et la neige. En plus, le radar possède le pouvoir de mesurer la distance ou la portée de cet objet, ce qui est probablement son attribut le plus important. Malgré que le radar a été dédié au début de son invention à des objectifs militaires, il prend à présent une place importante dans la science moderne qui a permis d'ouvrir ce domaine sur bien d'autres applications.

La seconde guerre mondiale a produit une forte motivation au développement d'un radar pratique, et son évolution en un système extrêmement complexe exprime le cumul de beaucoup d'efforts de personnes et de nations. Ce qui a abouti de nos jours, à des systèmes radar qui sont plus petits, plus efficaces, et meilleurs que leurs versions premières.

L'une des principales améliorations qu'a connu le radar était, l'implémentation de la détection automatique, qui a permis une détection sans l'intervention d'un quelconque opérateur humain et qui n'aurait été possible sans le développement des calculateurs et des techniques du traitement de signal. Dans le but toujours d'avoir un système de détection meilleur, le radar a été développé pour détecter la présence d'un objet sans la participation de l'objet lui-même. De ce fait, toute cette variante d'objectifs et d'applications a permis la genèse d'un grand nombre de systèmes radar.

Dans ces systèmes, le signal de la cible est séparé du clutter inutile qui provient de la réflexion d'objets indésirables tels que le sol, les arbres, la mer ...etc. Pour éliminer ces perturbations, la détection classique basée sur l'utilisation de seuil fixe, provoque une augmentation considérable dans la probabilité de fausse alarme, ce qui est intolérable pour une bonne détection et donne lieu à de graves erreurs. Des méthodes adaptatives ont été



alors adoptées afin d'améliorer et de perfectionner la détection. Les dispositifs utilisant ces méthodes sont appelés les détecteurs CFAR et qui constituent l'objet de cette étude.

## 2. Problématique

L'utilisation des détecteurs multiples avec un centre de fusion a montré son efficacité d'améliorer la performance du système radar, telle que la fiabilité et la vitesse, ce qui a permis un usage répandu des systèmes distribués par rapport aux systèmes à détecteur unique. Aussi, le développement mathématique de la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme globale dans un système qui contient deux détecteurs, pour un test de Neyman-Pearson au centre de fusion des données, abouti à un système d'équations non linéaires. D'une part, ce système est difficile à résoudre, d'autre part le problème de l'optimisation du seuil de détection constitue un élément essentiel d'un problème global vers l'amélioration de la qualité de la détection où plusieurs méthodes mathématiques ont été proposées dans la littérature. Parmi ces méthodes, on trouve les méthodes de Newton et des gradients conjugués, et pour lesquelles l'un des paramètres à optimiser est fixé alors que les autres varient. Dans ce cas l'inconvénient majeur est lié au fait qu'il n'est pas évident d'obtenir une optimisation globale. Cette situation devient de plus en plus compliquée lorsque le nombre de cellules dans le détecteur et le nombre de détecteurs lui-même dans le système augmente. Aussi la méthode itérative de Newton-Raphson déjà proposée en littérature, comme solution au même problème, présente l'inconvénient majeur de nécessiter une solution initiale proche de celle vers laquelle doit converger la solution réelle. Cette solution initiale peut être déterminée par la méthode de bisection, mais elle n'est valable que dans le cas d'un seul inconnu. Dans ce cas d'étude, il est nécessaire de proposer un système avec des détecteurs identiques pour avoir un système à une seule variable, ce qui présente une grande limitation dans l'étude de tels systèmes.

Des études effectuées récemment ont présenté une approche flexible qui emploie les algorithmes génétiques (AGs) comme solution au problème évoqué précédemment. Ces études ont montré que l'application des AGs est beaucoup plus efficace comparée à d'autres méthodes utilisant soit des recherches exhaustives soit de simples approximations. A partir de ces travaux, nous nous sommes engagés à l'utilisation des AGs pour l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR, pour différents détecteurs et différentes situations. Dans une première contribution à l'amélioration de ce qu'a été déjà proposé, une variation des techniques et des opérateurs entrant dans la conception de l'AG lui-même a été effectuée. Ensuite, une seconde contribution par la proposition d'une nouvelle méthode qui est basée sur les stratégies d'évolution (SEs) a été présentée comme étant la solution la mieux adaptée aux cas des systèmes distribués CFAR. Ceci est dû au fait que les SEs appartiennent aux mêmes racines que les AGs, sauf qu'elles ont été dédiées dès

leur apparition à des problèmes réels, ce qui illustre le cas des systèmes présentés dans cette étude.

### 3. Structure de la thèse

Dans un second chapitre, nous présentons quelques généralités sur les systèmes radar, leur principe et les différents composants de base qui constituent de tels systèmes. Les différents types de radar sont ensuite présentés ainsi que le principe de détection de cible. Nous présentons par la suite, le problème du bruit dans les systèmes radars, qui est le facteur majeur d'influence de l'environnement sur la détection.

Dans le troisième chapitre, les notions de bases des systèmes CFAR, l'objectif d'utilisation de ce type de systèmes, ainsi que les différents types de détecteurs CFAR traités en littérature sont exposés. Par la suite une introduction aux systèmes distribués est proposée avec les différentes topologies existantes.

Le chapitre suivant, introduit les AEs, qui représentent l'outil mathématique utilisé dans ce travail. Leur historique, leurs domaines de recherche actuelle et leurs principes de base qui s'inspirent de l'observation des phénomènes biologiques sont énoncés. Ce chapitre est consacré aux deux méthodes qui sont des variantes des AEs et qui sont les AGs et les SEs. L'application des AEs pour notre cas d'étude, lié à l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes CFAR distribués est présentée sur les trois chapitres suivants:

Le cinquième chapitre présente la première contribution pour l'amélioration de l'application des AGs, qui traite une comparaison entre plusieurs schémas de croisement. La performance du système est évaluée à partir de l'amélioration de la probabilité de détection globale suivant la variation de la probabilité de fausse alarme globale. Plusieurs tests ont été effectués et les résultats de simulation sont alors présentés. Ensuite une optimisation du seuil de détection CFAR dans un environnement non homogène caractérisé par la présence de cibles interférentes est analysée dans différentes situations.

Dans un prochain chapitre, nous nous proposons d'étudier l'influence de certains paramètres, tel que la mutation, le type du schéma de croisement ainsi que le choix de l'espace de recherche sur l'optimisation du seuil de détection par un AG.

Le chapitre sept qui est la dernière partie de l'application, considère une solution basée sur la stratégie évolutionnaire ( $\mu+\lambda$ ) comme une nouvelle technique plus performante par rapport à l'AG. Cette technique sera testée et comparée par la suite à un AG qui utilise un schéma de croisement par tournoi.

A la fin de cette thèse une conclusion générale, survole tout les résultats trouvés précédemment afin de montrer les contributions apportées par les techniques proposées ici et dont la plus importante est la SE.

## Chapitre 2

### **Les Systèmes Radars et la Détection des Cibles**

#### **1. Introduction**

---

La découverte en 1887 des ondes électromagnétiques a montré que celles-ci possèdent les mêmes propriétés que celles des ondes lumineuses et de ce fait, elles peuvent être réfléchies par des corps métalliques et diélectriques. Cette importante découverte a permis après quelques années, la genèse du radar acronyme de l'anglo-saxon "Radio Detection and Ranging", détection et télémétrie par radio. Dispositif permettant de déterminer la position et la distance d'un obstacle par l'émission d'ondes radioélectriques et par la détection des ondes réfléchies à sa surface.

L'invention du radar a prit une place importante dans la science moderne, quoique lors de la seconde guerre mondiale son considérable essor, était orienté beaucoup plus vers le domaine militaire. Ainsi le radar a supplanté tous les autres systèmes de guet aérien puisqu'il permettait de répondre au besoin de détecter l'ennemi aussi bien de jour que de nuit. La science moderne par contre a ouvert le domaine sur bien d'autres applications, que ça soit dans le domaine de la recherche scientifique, de la télédétection (lorsqu'ils sont embarqués sur des satellites en orbite terrestre ou sur des sondes gravitant autour de la planète) ou du radar astronomique, ainsi que sur le plan de la vie quotidienne (antivol, détecteur de présence, ...etc) ou sur le plan sécurité de l'homme (domaine aérien ou automobile).

Dans ce chapitre nous présentons quelques généralités sur les systèmes radar, leur principe et les différents composants de base qui constituent de tels systèmes. Nous évoquons par la suite les différents types de radar ainsi que leurs principes généraux et leurs critères de performance.

Nous aborderons ensuite, le principe de détection de cibles, commençant par la notion de surface équivalente, les critères de choix du seuil de détection et la fluctuation des cibles jusqu'à la notion de furtivité.

Nous présenterons à la fin, le problème du bruit dans les systèmes radars, qui présente le facteur majeur d'influence de l'environnement sur la détection.

## 2. Généralités sur les systèmes radars

### 2.1. Principe et structure de base

Le principe du radar consiste à émettre une onde électromagnétique dans une direction donnée et à détecter en retour cette onde réfléchiée par un obstacle à cette onde à l'intérieur de son volume de couverture [1, 2]. Le but principal du radar est bien, de révéler la présence des objets (cibles) qui ne peuvent pas être observés visuellement, en plus d'informations additionnelles comprenant; la distance par une mesure exacte du temps écoulé entre la transmission et la réception du signal en retour et la direction par l'utilisation de modes d'antennes directives. Dans les premières séries de radar, deux antennes étaient utilisées pour comparer l'intensité de l'énergie réfléchiée avec celle émise et ainsi déterminer la direction d'où vient l'écho. Aussi la classification de cibles, par l'analyse des échos et leurs variations avec le temps peut également être effectuée.

Un système radar est composé généralement d'un ensemble de sous-systèmes, représentant ainsi ses constituants majeurs, dans le but de contrôler ses capacités opérationnelles. Les principaux sous-systèmes radars sont, l'antenne, l'émetteur, le récepteur et le traitement de signal. Le récepteur prépare les échos radar 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. Ce dernier peut être intégré avec le récepteur, mais il est usuellement considéré comme un sous-système séparé et spécialement lorsqu'il est implanté d'une façon numérique.

Le schéma fonctionnel d'un radar type est montré sur la figure 2.1 [3].

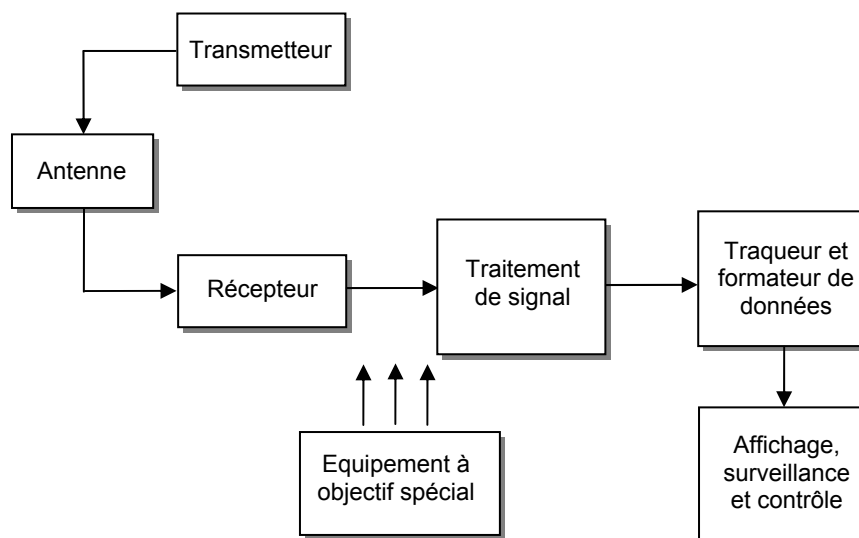


Fig. 2.1 Schéma fonctionnel d'un radar type en sous-systèmes

D'autres éléments comme, l'extracteur (traqueur) de parcelles de terrain avec formateur des données de sortie, affichage, contrôle (surveillance) et équipement de commande sont

considérés comme des sous systèmes séparés, avec un équipement à objectif spécial (chauffage, ventilation et climatisation).

## 2.2. Critères de performance

La performance radar est considérée comme étant "le rapport de la puissance d'impulsion du transmetteur radar à la puissance du signal minimal détectable par le récepteur". Ainsi la performance du radar est l'ensemble des caractéristiques définissant la qualité de l'opération radar. Les formes de la performance radar, se rapportent usuellement aux caractéristiques tactiques et techniques. Les caractéristiques tactiques décrivent les performances de haut niveau et incluent typiquement:

1. La portée opérationnelle maximale et minimale (portée de détection, distance aveugle) ;
2. Les angles de couvertures ou volume d'observation ;
3. La résolution et le pouvoir discriminateur [4];
4. La précision de mesure (la finesse avec laquelle les mesures sont effectuées) [4] ;
5. Rendement ;
6. Immunité d'interférence ;
7. Disponibilité.

Les caractéristiques techniques incluant les paramètres bas niveau sont :

1. Fréquence d'opération ;
2. Puissance du transmetteur ;
3. Fréquence de répétition du transmetteur ;
4. Gain d'antenne (directivité) ;
5. Sensibilité du récepteur etc...

La performance du radar peut être évaluée à partir de la combinaison de l'analyse, de la simulation et du test du système et de ses sous systèmes.

## 2.3. Différents types de radars

Il existe plusieurs caractéristiques qui peuvent être utilisées pour la classification des radars, suivant lesquels on peut les classer par catégories. Dans une première catégorie les radars sont classés suivant la nature et l'emplacement de la source électromagnétique, ce qui mène généralement aux deux types de radar, actif et passif [5]. Une deuxième manière de les distinguer, peut être basée sur la façon par laquelle la transmission et la réception sont implantées dans le radar. Dans ce cas on trouve, le radar mono-statique, bi-statique et multistatique. Dans une dernière classification, les radars sont classés selon la nature du signal émis et le fonctionnement accompli, ainsi que de leurs principes. Ici on trouve, le radar

à onde continue (CW) [6], et le radar à impulsions. Toutefois d'autres types de radar existent et d'autres classifications peuvent être proposées.

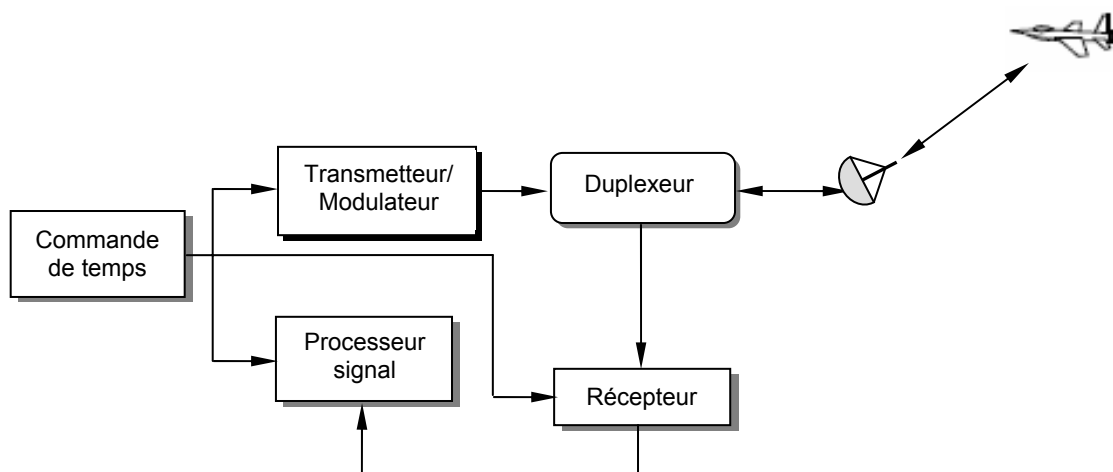
- **Radar à impulsions** : Le radar à impulsion est un radar à émission découpée, il émet un train d'impulsions hyperfréquences de très courtes durées. Ce type de radar est parfois appelé radar à courtes impulsions et malgré sa faible puissance il est bien utilisé dans un nombre d'applications spécialisés civiles et militaires, principalement dans les radars des sous surfaces [3].

La localisation complète d'un objet dans l'espace par les impulsions radars dépend de deux facteurs, la portée ou la distance de la cible et la direction, incluant l'azimut et l'élévation de la cible. Connaissant la vitesse de propagation de l'onde électromagnétique, la distance radar cible peut être extraite par la mesure du temps de propagation de l'onde sur le trajet aller-retour radar cible suivant la formule :

$$D = \frac{C \cdot \Delta t}{2} \quad (2.1)$$

Où,  $\Delta t$  est l'intervalle entre le temps de transmission de l'impulsion et le temps de réception de l'écho.

La figure 2.2 [7], montre un diagramme bloc simplifié d'un radar mono-statique à impulsions. La boîte de commande-temps génère les signaux de synchronisation de temps nécessaire pour tout le système. Un signal modulé est généré et envoyé à l'antenne par un bloc transmetteur/modulateur, le modulateur produit un courant continue à haute impulsion à chaque signal de synchronisation et le fourni au transmetteur, qui est un oscillateur à haute puissance.



**Fig. 2.2 Diagramme bloc simplifié d'un radar à impulsion**

L'une des caractéristiques importantes des radars à impulsions est la fréquence de répétition d'impulsions "Pulse Repetition Frequency" (PRF), qui doit être choisie aussi bien pour éviter

les ambiguïtés Doppler et distance que pour augmenter la puissance moyenne de transmission. Les radars peuvent alors utiliser des PRF faibles, moyennes ou hautes. Dans ce dernier cas, ces systèmes sont souvent appelés radars à impulsions Doppler "Pulsed Doppler Radar" (PDR). Ils produisent une puissance moyenne de transmission supérieure et d'excellentes capacités de rejet de clutter mais avec d'extrêmes ambiguïtés sur la distance. Aussi les PRF peuvent être constantes ou variables (agiles), comme dans le cas des radars à indicateur de cibles mobiles "Moving target Indicator" (MTI) qui utilisent une agilité de faibles PRF afin d'éviter les vitesses aveugles [7].

Le radar à impulsion qui prend le décalage de la fréquence Doppler pour détecter les cibles mobiles, en présence de clutter est, soit un radar MTI soit à impulsion Doppler. La différence est que le système est à mesures échantillonnées pouvant ainsi laisser surgir des ambiguïtés pour les mesures de la fréquence Doppler (vélocité relative) et de la distance. Ces deux types d'ambiguïtés peuvent être évités par, soit une haute PRF dans le cas de l'ambiguïté de la vitesse, soit une basse PRF dans le cas de l'ambiguïté de la distance. Le choix de la PRF devient alors difficile et un compromis se fait alors suivant la nécessité [8].

La plupart des radars actuels sont actifs à impulsion et avec le progrès rapide du traitement de signal et les sources micro-onde à puissance stable, l'utilisation des radars PD (Pulsed Doppler) a dominé le domaine des radars modernes, particulièrement dans les applications aéroportées avec la capacité de voir et d'abattre [9].

### 3. Détection des cibles

#### 3.1. La théorie de la décision et les probabilités d'erreur

Dans les applications radar, le terme détection signifie détecter la présence d'une cible radar. La détection des cibles est le processus d'atteindre la décision sur la présence d'une cible à l'intérieur d'un volume de l'espace spécifié. Cette décision se fait entre deux hypothèses qui s'excluent mutuellement, ce qui permet de dire que c'est un problème de détection de nature binaire et les deux hypothèses sont alors prises sur l'identité des signaux reçus  $y_i$ . Le problème ici est de décider laquelle des hypothèses, basée sur une seule mesure  $y$  est correcte et de confirmer si la cible « est » ou « n'est pas » présente dans l'espace d'observations  $\Omega$  et qui sont notées respectivement par  $d_1$  et  $d_0$ .

Alors l'espace d'observations est divisé en deux régions de décision  $H_0$  et  $H_1$ . Si  $y$  est dans la région  $H_0$ ,  $d_0$  est prise comme étant l'hypothèse correcte et par contre si  $y$  est dans  $H_1$ ,  $d_1$  est alors prise comme étant l'hypothèse correcte. La question est, comment choisir entre les deux régions pour minimiser la probabilité d'erreur ? [10].

Si on note la probabilité que  $d_i$  est l'hypothèse vraie, pour une valeur particulière de  $y$  par :

$$P(d_i/y), \quad i=0,1 \quad (2.2)$$

Il est alors possible de prendre la décision qui correspond à celle qui a la plus grande valeur de probabilité.

Les probabilités d'erreur sont de deux types ; type I (type  $\alpha$ ) et type II (type  $\beta$ ) comme représenté sur le tableau 2.1 [8, 10]. L'erreur de type I qui est similaire à la probabilité de fausse alarme (Pfa) peut s'exprimer de la forme :

$$\begin{aligned} \alpha &= P(d = d_1 / y = y_0) \\ &= P(d_1 / H_0) \end{aligned} \tag{2.3}$$

Telle que :  $H_0$  présente l'absence de cible.

L'erreur de type II qui est similaire à la probabilité de perte de détection, s'exprime par :

$$\begin{aligned} \beta &= P(d = d_0 / y = y_1) \\ &= P(d_0 / H_1) \end{aligned} \tag{2.4}$$

Telle que :  $H_1$  présente la présence de cible.

Les probabilités d'erreur peuvent être définies en utilisant les fonctions densité de probabilité conditionnelle :

$$\alpha = P(d_1 / H_0) = \int_{y_1} P(y / H_0) dy \tag{2.5}$$

$$\beta = P(d_0 / H_1) = \int_{y_0} P(y / H_1) dy \tag{2.6}$$

Nous avons alors :

$$P(d_0 / H_0) + P(d_1 / H_0) = 1 ; \text{ ce qui signifie : } Pn + Pfa = 1$$

$$P(d_1 / H_1) + P(d_0 / H_1) = 1 ; \text{ ce qui signifie : } Pd + Pm = 1$$

$Pn$  : Probabilité de non détection ;  $Pfa$  : Probabilité de fausse alarme.

$Pd$  : Probabilité de détection ;  $Pm$  : Probabilité de perte de détection.

**Tableau 2.1 Probabilités d'erreur et critères de décision**

Décision	Evénements	
	$H_0$	$H_1$
$d_0$	Décision correcte $1-\alpha$	Erreur Type II $\beta$
$d_1$	Erreur type I $\alpha$	Décision correcte $1-\beta$

Les valeurs nécessaires dans les applications pratiques sont la probabilité de détection et celle de fausse alarme. La décision sur la présence de cible est basée sur l'analyse du signal retourné au récepteur pour déterminer si c'est le signal plus les interférences ou seulement



les interférences qui sont présentes. Ceci est fait par comparaison de l'amplitude du signal reçu, avec un niveau de seuil et la décision est basée sur le critère de décision choisi.

Etant donné que l'interférence est généralement une fonction aléatoire du temps, le processus de détection radar est une procédure statistique utilisant les approches mathématiques de la théorie des probabilités. La théorie la plus utilisée est développée pour la détection des faibles signaux dans un milieu de bruit Gaussien avec une distribution Gaussienne. Beaucoup de travaux récents ont été consacrés aux algorithmes pour la détection radar dans d'autres types d'interférences (bruit colorés, clutter non stationnaire, etc...), mais les algorithmes résultant pour les interférences non stationnaires et non Gaussiennes sont en grande partie empiriques plutôt que théoriques.

### 3.2. Les critères de décision

La détection des signaux faibles dans la présence de bruit est équivalente à une décision basée sur une détection de seuil qui permet le choix entre l'une des deux hypothèses déjà discutées dans le paragraphe précédent. Cette décision est faite par un opérateur humain en se basant sur les informations présentes sur l'indicateur du radar. Mais lorsque le processus de détection est effectué automatiquement par des moyens électroniques sans l'intervention d'un opérateur, le critère de décision ne peut pas être laissé au hasard et doit être spécifié soigneusement [8]. De ce fait, les critères de décision représentent les règles mathématiques utilisées pour prendre la décision vis-à-vis de la présence ou de l'absence du signal dans l'écho retourné au radar.

Plusieurs critères ont été développés dans la littérature d'aujourd'hui, utilisant différentes quantités d'informations et de spécifications. Les plus populaires sont les critères de décision du Maximum de vraisemblance de Neyman-Pearson, de probabilité d'erreur minimale (probabilité à posteriori maximale) et de risque minimale de Bayes [3, 10, 11, et 12]. Ces règles de décision sont essentiellement une mesure de la comparaison entre une fonction d'observations, appelée rapport de vraisemblance et une constante dont la valeur est une caractéristique pour chaque règle. La différence principale entre ces règles est la façon par laquelle le seuil de décision est choisit.

#### 3.2.1. Critère du Maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood Rule : MLR)

La règle du maximum de vraisemblance est un outil statistique de décision, basée sur la cause la plus probable. Elle nécessite que les événements possibles soient connus ainsi que la fonction densité de probabilité conditionnelle de l'observation  $P(y/H_i)$  où  $y$  est l'observation et  $H_i$  représente les événements possibles. La règle de décision est formée en choisissant :

$$d(y) = \begin{cases} d_0 & \text{si } P(y/H_0) > P(y/H_1) \\ d_1 & \text{si } P(y/H_1) > P(y/H_0) \end{cases} \quad (2.7)$$

Alors un test du rapport de vraisemblance, qui est une variable aléatoire dépendant du signal

du récepteur est donnée par :  $\Lambda(y) = \frac{P(y/H_1)}{P(y/H_0)}$  ;

Si ce rapport est suffisamment grand, il serait raisonnable de conclure que le signal est effectivement présent. Par conséquent la décision consiste à comparer le rapport avec une

constante appelée seuil  $\Lambda(y) \underset{d_0}{\underset{>}{\overset{d_1}{>}}} \text{seuil}$ .

La sélection du seuil convenable dépendra du critère statistique de décision et des probabilités d'erreur désirées et de leurs importances relatives [8].

Le maximum de vraisemblance est une règle de décision simple cependant son inconvénient est qu'elle ne représente pas efficacement les problèmes pratiques mais c'est un outil puissant dans les problèmes d'estimation [10].

### 3.2.2. Critère de Neyman-Pearson (Neyman-Pearson Rule : NPR)

Dans la détection radar, le niveau du seuil est sélectionné, de telle façon que la probabilité de détection soit maximisée pour une probabilité de fausse alarme fixe. C'est comme, fixer la probabilité de l'erreur du type I et de minimiser l'erreur du type II [8].

La règle de Neyman-Pearson est un problème d'optimisation contraint qui utilise le multiplicateur de Lagrange  $\xi$ . Et qui vise à maximiser la fonction  $\Gamma$  donnée par la forme :

$$\Gamma = p(d_1/H_1) - \xi[p(d_1/H_0) - \alpha_0] \quad (2.8)$$

Où  $\alpha_0$  est la valeur désirée de la probabilité de fausse alarme.

Il doit être noté que le calcul explicite de  $\xi$  n'est pas nécessaire. Si  $\xi = 1$ , la règle de Neyman-Pearson sera identique au MLR.

Le NPR est considéré comme un test optimal, sans prendre en compte les probabilités à priori du signal et du bruit. Il est particulièrement convenable aux applications radar pratiques en raison du concept de seuil Pfa fixe a priori tandis que la Pd est maximisée [8, 10].

### 3.2.3. Critère de la probabilité d'erreur minimale (Minimum Error Probability : MEP)

Le critère de Neyman-Pearson n'est pas le seul qui peut être utilisé pour établir un niveau de seuil. L'un des premiers critères mathématiques appliqués à la théorie de la détection radar était la règle du minimum de probabilité est qui est souvent considérée en tant qu'observateur idéal comme formulé par Siegert [8]. Ce critère a pour but de minimiser la probabilité totale d'erreur qui est définie par les deux cas d'événements, fausse alarme et perte de détection, ce qui permet d'écrire la probabilité d'erreur totale,  $P_e$  sous la forme :

$$P_e = P(H_0).P(d_1/H_0) + P(H_1).P(d_0/H_1) \quad (2.9)$$

Où,  $P(H_0)$  et  $P(H_1)$  sont les probabilités a priori des événements  $H_0$  et  $H_1$  survenant respectivement.

Nous avons :

$$P(d_0/H_1) = 1 - P(d_1/H_1) \quad (2.10)$$

En remplaçant l'équation (2.10) dans (2.9), on trouve :

$$\begin{aligned} P_e &= P(H_0).P(d_1/H_0) + P(H_1)[1 - P(d_1/H_1)] \\ &= P(H_1) + \{P(H_0).P(d_1/H_0) - P(H_1).P(d_1/H_1)\} \end{aligned} \quad (2.11)$$

Afin de minimiser l'erreur de probabilité globale, il est nécessaire de rendre les termes entre crochets négatifs. En remplaçant les équations des probabilités de fausse alarme et de détection, on obtient la formule du seuil par [10] :

$$\begin{aligned} \Lambda(y) &= \frac{P(y/H_1) \underset{d_0}{>} P(H_0)}{P(y/H_0) \underset{d_1}{<} P(H_1)} \\ &= \frac{P(H_1/y) \underset{d_1}{>} 1}{P(H_0/y) \underset{d_0}{<}} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Si les probabilités a priori sont égales  $P(H_0) = P(H_1)$ , alors la règle de décision MEP coïncide avec la MLR. La probabilité a priori est la probabilité d'obtenir soit le bruit seul ou le signal plus bruit avant que la décision de détection ne soit faite. Ces probabilités doivent être connues d'avance dans l'observateur idéal. Dans ce cas la Pfa dépend de la Pm, ce qui est différent du critère du NPR pour lequel la Pfa est fixe.

D'un point de vue pratique, ce critère est moins efficace que le critère de Neyman-Pearson pour la plupart des applications radar [8]. Une procédure similaire peut être obtenue en termes des probabilités a posteriori, connue sous le nom de la probabilité a posteriori maximale (Maximum a posteriori Probability : MAP) [10].

### 3.2.4. Critère de Bayes

Le critère de décision le plus populaire particulièrement pour l'analyse théorique de la détection statistique est celui basé sur la probabilité inverse. C'est le critère de décision optimale produisant une moyenne de risque minimale, lorsque la décision de détection de cible est faite dans les conditions d'une connaissance a priori de la probabilité de présence du signal [8]. Donc la première supposition pour le critère de Bayes est la considération des probabilités a priori,  $P(H_0)$  et  $P(H_1)$  qui représentent les probabilités d'occurrences de l'hypothèse  $H_0$  et  $H_1$  respectivement, telle que :  $P(H_0) + P(H_1) = 1$ .

La deuxième hypothèse est l'assignement de coût à chaque décision possible. Le coût est dû au fait que les conséquences diffèrent d'une décision à l'autre. Dans les problèmes de détection radar, les conséquences d'une perte de détection ne sont pas les mêmes que les conséquences d'une fausse alarme. On peut définir  $C_{ij}$ ,  $i, j = 0, 1$  comme étant le coût associé à la décision  $d_j$ , en supposant que l'hypothèse vraie est  $H_j$ . Telle que :

$$P(\text{encourir le coût } C_{ij}) = P(\text{Décider } d_j, H_j \text{ vraie}), \quad i, j = 0, 1 \quad (2.13)$$

$P(d_j, H_j)$ , la probabilité conjointe de décider  $d_j$ , et que l'hypothèse  $H_j$  est vraie.

Le risque moyen est donné par:

$$\mathfrak{R} = E(C) = C_{00}P(d_0, H_0) + C_{01}P(d_0, H_1) + C_{10}P(d_1, H_0) + C_{11}P(d_1, H_1) \quad (2.14)$$

Il est aussi admis que le coût de prendre une décision erronée est supérieur au coût de prendre une décision correcte [11].

Telle que,  $C_{01} > C_{11}$  et  $C_{10} > C_{00}$ .

L'objectif est de minimiser le coût moyen, ce qui donne:

$$\Lambda(y) = \frac{P(y/H_1) \underset{d_1}{>} P(H_0)(C_{10} - C_{00})}{P(y/H_0) \underset{d_0}{<} P(H_1)(C_{01} - C_{11})} \quad (2.15)$$

Seulement il peut être non pratique d'appliquer directement le risque minimal de Bayes aux applications radar à cause des difficultés de l'évaluation des probabilités a priori et pour définir et/ou obtenir les coûts de Bayes [10].

Une autre appellation est utilisée pour ce critère qui est le critère du risque moyen minimal [11]. La décision suivant le critère de Bayes pour un récepteur optimale à impulsion unique pour des cibles non fluctuantes et Swerling fluctuantes est développée dans [12].

### 3.3. La surface équivalente radar

La surface équivalente radar (SER ou RCS pour Radar Cross Section en anglais), est la surface effective de réflexion attribuée à chaque surface de cible (l'objet qui reflète le faisceau électromagnétique). De ce fait, c'est cette partie du signal réfléchi (écho) qui permet au radar de détecter, poursuivre et parfois identifier la cible. La SER dépend de la forme de l'objet, sa taille, la nature de son matériau, de la longueur d'onde ainsi que des angles d'incidence. La notation usuelle de la SER est  $\sigma$  définie par [3] :

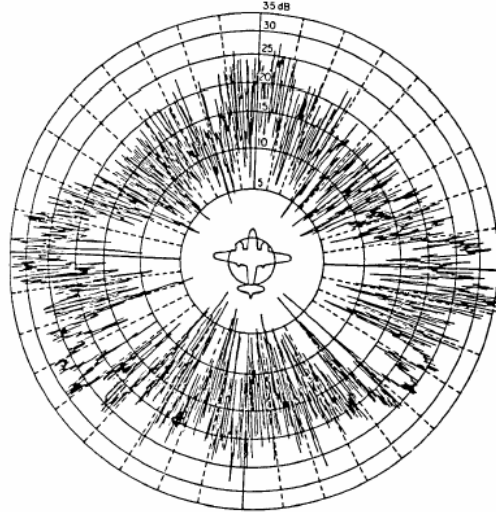
$$\sigma = 4\pi \cdot \frac{P_s}{P_i} \quad (2.16)$$

D'où :

$P_s$  : est la puissance réfléchiée par la cible.

$P_i$  : est la puissance illuminée par le radar.

L'unité de la SER est le mètre au carré et peut s'étendre sur une grande gamme de valeurs (à partir de  $10^{-5}\text{m}^2$  pour les insectes et les missiles à faible SER, jusqu'à  $10^6\text{m}^2$  pour les grands navires). La figure ci-dessous représente un modèle SER du bombardier B-26 [3].



**Fig. 2.3 Modèle SER d'un bombardier B-26 dans le plan horizontal en bande S ( $\lambda=10\text{cm}$ )**

Généralement c'est les profils élémentaires (cône, disque, sphère....etc), dont la SER peut être évaluée en utilisant les méthodes analytiques exactes des techniques de prédiction, qui sont utilisées pour classer la SER comme étant simple ou complexe. Pratiquement toutes les cibles naturelles (terre, mer, arbres...et autres) et artificielles (avion, missiles, satellite.... et autres) sont des objets complexes dans la plupart du temps, impliquant des méthodes de prédiction expérimentales.

Dans plusieurs cas d'application radar, l'augmentation ou inversement, la réduction de la SER sont désirées. Donc une faible SER permettra à un engin militaire d'échapper à un radar adverse, ce qui est lié à la notion de furtivité [3, 13]. Cette dernière a été introduite à la fin des années 1970, dans les programmes des nouveaux bombardiers (tels que le F117), afin de rendre plus difficile leur détection. Il peut être par ailleurs envisagé de peindre l'avion avec de la peinture absorbante, par exemple un matériau chargé avec de la ferrite, assurant une réflectivité divisée par 10 au environ de 3 centimètres de longueur d'onde.

Aussi, même une modification modeste, de la longueur d'onde peut changer beaucoup la valeur de la SER vue dans une direction donnée, ce qui mène à considérer la SER comme étant une variable aléatoire caractérisée macroscopiquement par différents paramètres tels que, la valeur moyenne, l'écart type, la loi de distribution et l'auto-corrélation [1, 2].

### 3.4. Fluctuation des cibles

Il est évident que la SER de n'importe quelle cible mouvante (avec exception d'une sphère) fluctuera suivant le temps à l'aspect de la cible comme vu par le radar. De ce fait

dans les systèmes radar, le terme fluctuation appliqué aux échos radar décrit les changements de la SER des cibles complexes et les effets d'irrégularités dans l'indice réfractif atmosphérique (fluctuations de l'angle d'arrivée).

En premier lieu, ces variations apparaissent en des changements de l'aspect de la cible vis-à-vis du radar et ils résultent en des variations dans les échos radar additionnés à ceux causés par les conditions météorologiques, l'instabilité des équipements et autres.

Pour représenter clairement ces fluctuations, les propriétés de la fonction densité de probabilité et de la corrélation en fonction du temps doivent être connues pour une cible et une trajectoire particulière. Dans le cas idéal, ces caractéristiques doivent être mesurées pour une cible, mais ceci est souvent impraticable. Il existe deux façons d'obtenir des informations sur les propriétés statistiques des fluctuations de la SER; La première est d'obtenir les données expérimentales du comportement des cibles dans différentes situations dynamiques et la seconde est d'introduire quelques modèles analytiques théoriques qui peuvent décrire ce comportement d'une manière satisfaisante [3]. Pour des raisons pratiques, les fluctuations de la SER de cible sont souvent modélisées suivant quatre modèles de fluctuation comme proposé par Swerling [7, 14] :

#### 3.4.1. Cas Swerling 1

Dans ce cas, la puissance du signal retournée par impulsion sur n'importe quel scan est supposée être constante, mais ces échos d'impulsions sont indépendantes (non-corrélés) d'un scan à un autre. Le signal retourné pour ce modèle est une simple variable aléatoire indépendante, de distribution Rayleigh donnée par :

$$P(\sigma) = \frac{1}{\sigma_{av}} \exp \frac{-\sigma}{\sigma_{av}} \quad \sigma \geq 0 \quad (2.17)$$

D'où :

$\sigma_{av}$ , est la surface équivalente radar moyenne sur toutes les fluctuations de la cible.

#### 3.4.2. Cas Swerling 2

Ici, les fluctuations sont plus rapides que dans le cas 1, et sont supposées être indépendantes d'une impulsion à une autre. C'est une fluctuation d'une impulsion à impulsion, où la fonction densité de probabilité est la même que (2.17)

#### 3.4.3. Cas Swerling 3

Les fluctuations sont indépendantes d'un scan à un scan comme pour le cas 1, mais la fonction densité de probabilité est donnée par :

$$P(\sigma) = \frac{4\sigma}{\sigma_{av}^2} \exp \frac{-2\sigma}{\sigma_{av}} \quad \sigma \geq 0 \quad (2.18)$$

#### 3.4.4. Cas Swerling 4

La fonction densité de probabilité est la même que celle du cas Swerling 3, mais les fluctuations sont indépendantes d'une impulsion à une autre.

Lorsqu'il n'y a pas de fluctuations, le modèle est appelé Swerling 5 ou Swerling 0. Dans ce cas, l'amplitude du signal reçu est supposée inconnue.

Pour les cas 1 et 2, les cibles sont supposées être composées par un grand nombre ( $>5$ ) de dispersions (diffusions) indépendantes, nulle n'est dominante, comme pour un grand aéronef. Les cas 3 et 4 représentent les cibles qui ont une seule dispersion dominante et non fluctuante, avec d'autres petites dispersions indépendantes comme pour le cas d'un missile. Les observations pour les cibles des cas 1 et 2 produisent des signaux dont les enveloppes sont de distribution Rayleigh, tandis que dans les cas 3 et 4, elles produisent des signaux dont les enveloppes sont de distribution Chi-square.

## 4. Bruit et échos parasites

Le signal radar reçu est loin d'être pur. Il est souvent entaché de bruit et d'échos parasites, ce qui rend son traitement plus délicat. De ce fait tous les signaux autres que le signal utile de cible, sont appelés bruit ou signaux parasites, bien que certains d'entre eux et qui sont considérés comme une gêne pour une application, peuvent être des signaux utiles pour d'autres applications ; c'est le cas par exemple pour les échos de sol (ou échos atmosphériques) qui représentent des bruits pour les radars de détection de cibles aériennes, mais qui sont les signaux utiles des radars de cartographie (ou des radars météorologiques) [1, 2]. La classification du bruit peut être basée sur différents facteurs [3] :

1. Du point de vue de son origine, le bruit est classifié comme bruit de cible (provoqué par la cible du radar), bruit externe (environnement), ou bruit interne (principalement provoqué par le récepteur).
2. Du point de vue de ses caractéristiques spectrales, comme la couleur blanche.
3. Du point de vue de sa distribution, Gaussienne ou non Gaussienne (souvent Rayleigh).

### 4.1. Bruit

Le bruit est une énergie électromagnétique indésirable avec des paramètres aléatoires qui interfèrent la capacité du radar à fonctionner dans un mode idéal et sans erreur. Le bruit apparaît typiquement comme constitué de variations aléatoires superposées au signal d'écho reçu, ainsi plus la puissance du signal désiré est faible, plus il est difficile de le discerner du bruit.

Parmi les différents types de bruit qui affectent le système radar, existe le bruit thermique et le bruit de grenaille qui sont les plus considérables et les plus connus du point de vue statistique [15].

#### **4.1.1. Bruit thermique**

Le bruit thermique est lié principalement, à l'agitation thermique des électrons des éléments composant le récepteur, ce qui fait que ses caractéristiques principales dépendent de la température de ces éléments. Aussi le bruit ambiant, qui résulte de la température du milieu extérieur éclairé par l'antenne est classé généralement avec le bruit thermique. Le bruit thermique est un bruit blanc, du fait que sa densité spectrale est constante (indépendante de la fréquence). D'autre part ce bruit obéit à des lois normales [15].

#### **4.1.2. Bruit de grenaille**

C'est un bruit électronique, appelé aussi "shot noise", et causé par le fait que le courant électrique n'est pas continu mais constitué de porteurs de charge élémentaires (électrons). Ce qui est dû principalement dans le cas du radar, aux heurtes des photons sur la surface de l'antenne, et ce qui génère des fluctuations aléatoires dans les courants électroniques. Généralement dans les systèmes radars, le bruit de grenaille est négligé par rapport au bruit thermique, du fait de la faiblesse de l'énergie des photons [15].

D'autres classifications du bruit sont présentées dans [3], où le bruit ambiant est dû à la nature de l'environnement, dont les principales sources sont le bruit atmosphérique, le bruit urbain ou industriel, et le bruit cosmique (bruit solaire).

## **4.2. Echos parasites**

L'écho radar est la portion d'énergie du signal transmis, reflétée au récepteur. Cet écho radar est cependant contaminé par des signaux parasites et la discrimination entre ces derniers et l'écho utile, constitue l'une des difficultés majeures des radars.

#### **4.2.1. Notions sur le Clutter**

Ces échos indésirables appelés clutter, peuvent provenir de différentes sources, du sol, de la pluie, de la terre ou d'autres précipitations, aussi des oiseaux, des insectes ou d'aurore. Le clutter a pour effet de masquer les cibles, qui passent à travers des régions occupées par les échos clutter, et de générer des fausses alarmes qui peuvent diriger l'attention des cibles réelles et produire de fausses pistes pour la poursuite.

Pour réduire ces effets, les radars comptent sur la réduction de la taille de la cellule de résolution spatiale pour minimiser le clutter d'entrée, et appliquent les techniques CFAR dans la circuiterie de détection. Dans pas mal de cas le choix propre de la fréquence de polarisation peut minimiser le clutter d'entrée au radar [3].

Il existe plusieurs types de clutter, parmi lesquelles on peut trouver [7, 13]:



- **Cutter de sol** : Indépendamment de leur nature, les réflecteurs répartis sur le sol renvoient au radar des signaux dont la puissance dépend de leur distance, de leur SER et du gain d'antenne dans leur direction.

Le clutter de sol est fort dépendant de la nature du terrain et des conditions locales. Les régions urbaines, les champs cultivés, les forêts, les montagnes et le désert peuvent produire différents échos radar. En outre, les dispersions radar du sol sont affectées par la pluie, la neige, les végétations, le temps de l'année et la présence de lacs dans les terrains.

Pour évaluer les performances des radars, la modélisation du retour de sol est nécessaire. Le plus souvent, un modèle correspondant à un fouillis homogène est admis, du fait qu'il est représentatif de ce qu'un radar peut rencontrer et permet de calculer la probabilité de détection dans les cas habituels. Cependant, il existe des cas où ce modèle n'est pas suffisant et donc doit être complété par superposition d'une distribution d'échos ponctuels.

- **Clutter de mer** : Ce type de clutter correspond à l'écho de la surface de la mer, caractérisée par sa réflectivité. Une étendue d'eau se comporte comme une surface de sol particulière et sa SER dépend de l'état de la mer et en particulier de la force du vent, de l'angle de vue par rapport à la direction du vent et aussi de la longueur d'onde et de la polarisation. Néanmoins lorsque la résolution distance devient inférieure à la dizaine de mètres, le clutter de mer perd son aspect homogène et alors sa distribution d'amplitude présente des pics importants sur les crêtes de vagues, ce qui entraîne de fausses alarmes et rend la détection difficile. Le clutter de mer est généralement décrit par une distribution Weibull ou Log-normale lorsque les radars à haute résolution sont utilisés.

Le clutter non Gaussien, comme la distribution Weibull ou la distribution K sont considérés dans [16, 17]. La littérature est très riche et des développements supplémentaires peuvent être trouvés dans [18, 19]. Les Pdfs typiques utilisées pour décrire les amplitudes du clutter sont données dans [3].

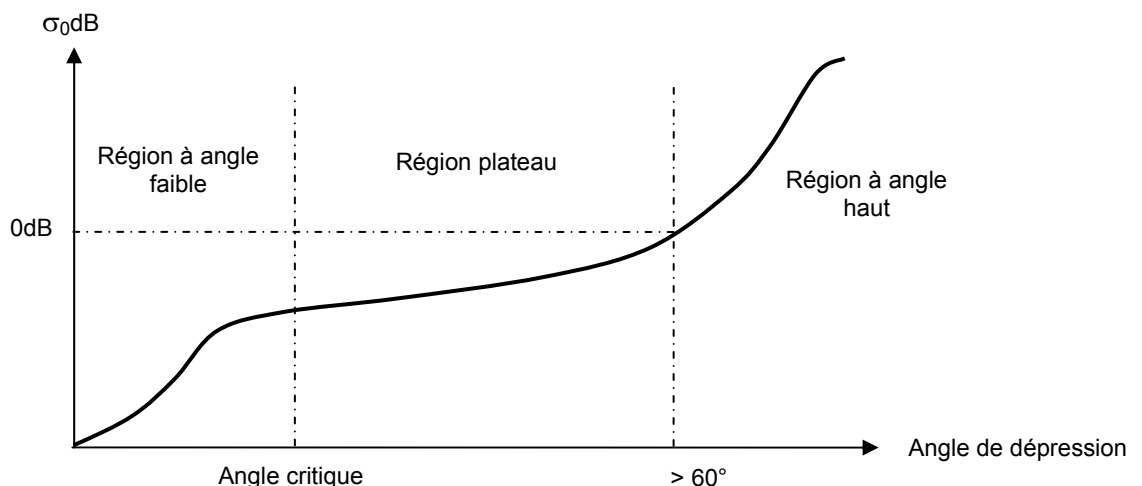


Fig. 2.4 Régions du clutter.

Trois facteurs influent la quantité du clutter dans le faisceau du radar. Ce sont l'angle de dépression, la rugosité de la surface et la longueur d'onde radar. La figure 2.4 montre une esquisse décrivant la dépendance du coefficient de rétrodiffusion  $\sigma_0$  avec l'angle de dépression. Trois régions sont identifiées : la région à faible angle de dépression, région plate ou plateau et la région à haut angle de dépression [7].

#### 4.2.2. Cibles interférentes

Ce cas est défini pour décrire des situations où le milieu de clutter est composé par un bruit blanc Gaussien homogène plus des cibles interférentes. Ces cibles interférentes apparaissent comme des pics dans des cellules de portée et peuvent tomber dans l'une des deux fenêtres de références ou dans les deux en même temps [11].

Lorsque les cibles interférentes s'étendent sur les cellules de références, de la cible en question, qui est la cible primaire, le seuil est élevé et la détection de la cible primaire dégrade sérieusement. Ceci est connu sous le nom de l'effet de capture. Avec un seuil trop grand (figure 2.5), certaines cibles peuvent ne pas être détectées. D'un autre côté, si le seuil n'est pas assez élevé, le nombre de fausses alarmes dues aux pics de bruits augmentent.

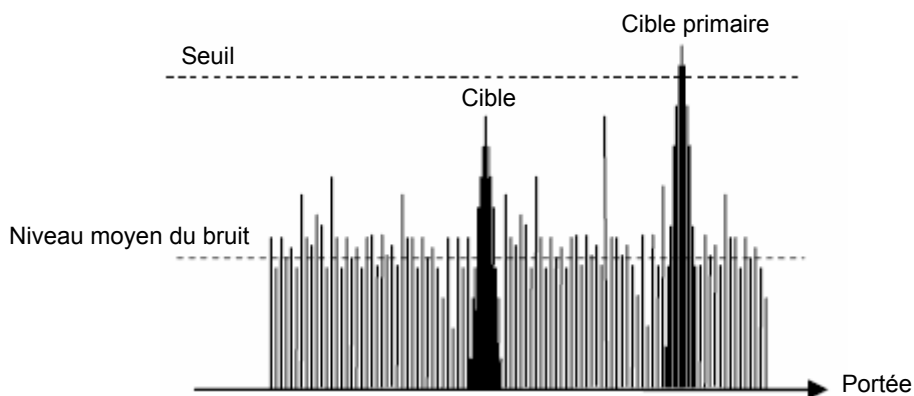


Fig. 2.5 Cas d'un seuil de détection très haut

#### 4.3. Elimination des échos fixes

Si les signaux reçus par le récepteur sont en phase, dans ce cas-là, ils résultent d'un objectif immobile, comme pour le cas d'une colline. Cependant, s'ils sont déphasés, alors ils résultent d'un objectif mobile. A cet effet il est nécessaire de faire une comparaison entre les échos successifs mais pour cela le système doit être apte à conserver l'écho en attendant l'arrivée de celui qui le suit. Ce rôle est dévolu aux lignes à retards dans les systèmes (EEF : Eliminateur d'échos fixe) ou Indicateur de cible mouvante "Moving Target Indicator" (MTI) [14].

Le récepteur non cohérent qui utilise un détecteur d'enveloppe mène à des résultats satisfaisants tant que les échos parasites (clutter), provenant des réflexions sur les

obstacles, autres que les cibles utiles, restent faibles (à grande distance). A courte et moyenne distance, les échos parasites deviennent prédominants et masquent les échos de cibles.

Le radar cohérent permet d'éliminer par filtrage Doppler, les échos de sol à l'aide des filtres MTI qui sont basés sur un processus de rejet des échos de clutter fixes ou en faible mouvement, tandis qu'ils font passer les échos des cibles en mouvement avec des vitesses importantes [3, 7].

## 5. Conclusion

Ce chapitre a couvert quelques principes de base, nécessaires à comprendre le fonctionnement du système radar. Ce dernier a été présenté sous forme de sous-systèmes, dont chacun a une fonction bien spécifique dans l'opération de détection de cibles, qui a son tour est liée à différents critères de performance.

Aussi, différents types de radar ont été présentés suivant trois classifications séparées, parmi lesquels on trouve le radar à impulsion qui a été abordé d'une façon détaillée du fait qu'il est la configuration la plus utilisée dans les domaines civils et militaires.

La théorie de la décision pour la détection automatique des cibles et les différents critères qui y sont utilisés, ont été présentés d'une façon simple et claire ainsi que les fluctuations de cibles et les différents modèles proposés à ce propos par Swerling.

A la fin de ce chapitre, les notions de bruit et d'échos parasites ont été abordées, du fait qu'ils sont les principales sources, qui rendent complexe la fonction de détection. Les différents types de clutter et de cibles interférentes pouvant touchés à la qualité de la détection ont été présentés à l'instar des façons possibles de remédier à ce genre de problèmes.

Vu la grande variété des domaines d'application radar, des types de systèmes, des environnements et des problèmes rencontrés lors de l'opération de détection, cette dernière présente une tâche assez difficile à réaliser d'une façon précise. Ce qui fait que plusieurs paramètres peuvent influencer cette opération suivant les exigences sollicitées par chaque situation.

## Chapitre 3

### Les Systèmes Distribués CFAR

#### 1. Introduction

---

En regardant l'afficheur d'un radar, un opérateur humain a pour rôle de reconnaître la présence des cibles et d'extraire leurs positions. Lorsque cette fonction est effectuée par une circuiterie de décision électronique sans l'intervention d'un quelconque opérateur humain, le processus est alors reconnu comme étant une détection automatique. L'une des principales raisons d'employer ce genre de détection est de surmonter les limitations d'un opérateur, dû à la faiblesse, à la lassitude ou à la surcharge. Aussi la détection automatique présente une partie importante des systèmes de détection et de poursuite (Automatic Detection and Track : ADT).

La théorie de la détection automatique radar, utilise les principes de la théorie de décision statistique. Le problème fondamental ici, est de déterminer une stratégie de détection qui produit en quelque sorte et d'une façon optimale, la détection automatique des cibles ayant une SER spécifique à une portée maximale prédéterminée pour des paramètres connus du système, ainsi que des  $P_d$  et des  $P_{fa}$  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 et de bruit de fond et d'interférence.

Généralement, il y a quatre aspects de base de la détection automatique :

1. L'intégration des impulsions reçues de la cible ;
2. La décision de détection et la détermination de la position de la cible,
3. La portée ; et
4. L'Azimut.

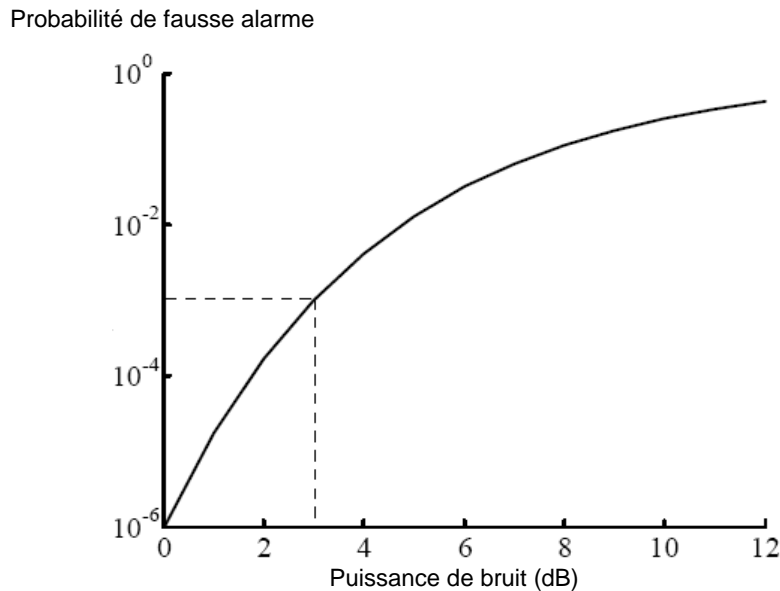
Le processus de décision automatique implique habituellement un critère de seuil pour lequel la  $P_d$  de la cible désirée et la  $P_{fa}$  estimée à partir du bruit ou de l'une des sources d'interférence, sont définies pour chaque point. Quelquefois, il peut être inclut dans la circuiterie de la détection automatique des moyens qui permettent de maintenir le taux de fausse alarme à une valeur constante. Le radar qui à un récepteur, dont la propriété permet l'ajustement automatique de sa sensibilité en fonction de l'intensité des variations d'interférences est appelé détecteur TFAC (à Taux de Fausse Alarme Constant), en

littérature anglaise CFAR (Constant False Alarm Rate), ce qui fait l'objet du présent chapitre.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les notions de base des systèmes CFAR, l'objectif de l'utilisation de ce type de systèmes, ainsi que les différents types de détecteurs CFAR traités en littérature. Par la suite, une introduction aux systèmes distribués est proposée avec les différentes topologies existantes.

## 2. Le problème classique dans la détection automatique radar

Dans un mode de détection automatique, une certaine fonction de la sortie du détecteur d'enveloppe à la cellule de résolution est comparée avec un seuil, et la cible est déclarée présente si le seuil est dépassé. Dans ce cas, la probabilité de fausse alarme pour un environnement avec présence de clutter, est extrêmement sensible aux petits changements de la valeur moyenne de l'énergie retournée par la cible.



**Fig. 3.1 Effets de l'augmentation de la puissance du bruit sur la Pfa pour un seuil fixe (Pfa de conception= $10^{-6}$ )**

En fait, une petite augmentation de la puissance du bruit total résulte en une augmentation correspondante de plusieurs ordres d'amplitude dans la probabilité de fausse alarme. Pour une détection à impulsion unique, la probabilité de fausse alarme est donnée par [11]:

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

Où,  $\gamma$  est le niveau de seuil et  $\sigma^2$  est la variance du bruit total.

Comme illustré sur la figure 3.1, pour une probabilité de fausse alarme de conception de  $10^{-6}$ , une augmentation de seulement 3dB dans la puissance du bruit cause l'augmentation de la

Pfa de plus de 1000, ce qui est intolérable pour le traitement de données, que ce soit par le calculateur ou par un opérateur humain [11].

Selon Skolnik [13], si des changements dans le taux de fausse alarme sont progressifs, un opérateur regardant l'indicateur radar peut compenser ces changements avec un ajustement manuel de gain. Cependant l'augmentation maximale du niveau de bruit qui peut être tolérée par un système manuel avec l'aide d'un afficheur et des opérateurs humains est de 5 à 10dB, alors que par un système ADT, elle est moins de 1dB. De fausses alarmes excessives dans un système ADT causent une surcharge du calculateur, lorsqu'il essaye d'associer des fausses alarmes aux poursuites établies ou de générer de nouvelles, mais fausses poursuites. Le control manuel pour les systèmes automatiques est très long et imprécis.

A partir de ces effets, la détection automatique dans un environnement de clutter ne peut pas être atteinte avec une configuration conventionnelle du récepteur et un seuil fixe. D'où le besoin d'un seuil adaptatif qui soit proportionnel à l'estimation du clutter et par lequel la sensibilité de la Pfa sera réduite [20]. Le récepteur est alors conçu pour atteindre un taux de fausse alarme constant, avec un maximum de probabilité de détection pour la cible. Les dispositifs qui permettent d'aboutir à cet objectif sont les détecteurs CFAR.

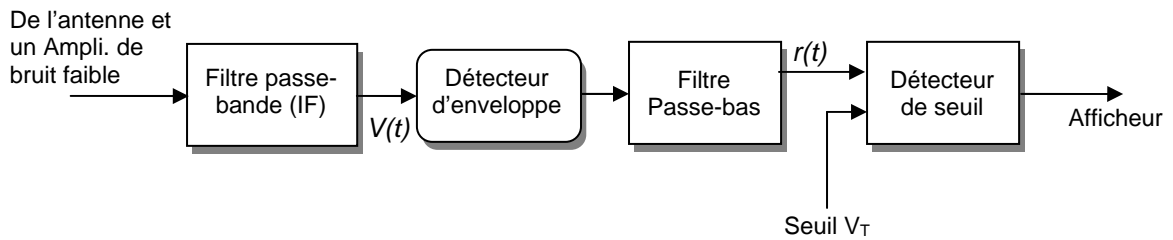
L'efficacité du mode CFAR, est une fonction croissante, monotone du nombre de cellules de résolution utilisées pour le contrôle du seuil adaptatif. Pour les cas où 100 cellules de résolution sont employées pour estimer le niveau de clutter, l'efficacité de détection est comparable à celle d'une situation de détection idéale, où la densité spectrale du bruit est connue et un seuil fixe peut être utilisé. Ce résultat est intéressant puisqu'il montre que la procédure de régulation du taux de fausse alarme décrite ici, est indépendante des pertes de détection généralement associées aux approches très limitées de pré-détection [20].

## 2.1 Détection en présence du bruit

Considérant un récepteur radar qui utilise un détecteur d'enveloppe suivi d'une décision de seuil tel qu'il est montré sur la figure 3.2. Ce qui consiste en une antenne, suivie par un amplificateur large bande et un mélangeur qui fait la conversion du signal en une fréquence intermédiaire (IF) où il est amplifié et filtré, suivie par le détecteur d'enveloppe et ensuite par un filtre passe-bas [7]. Le détecteur d'enveloppe a pour rôle de reproduire l'amplitude de l'enveloppe de la porteuse et alors, extrait la modulation et rejette la porteuse. Dans ce cas l'information phase est détruite et un traitement ultérieur est basé sur l'amplitude d'enveloppe.

Le signal à l'entrée du récepteur est composé du signal d'écho radar  $s(t)$  et d'un bruit additif  $n(t)$  qui est spatialement non cohérent et non corrélé avec le signal. Comme le bruit à l'entrée du filtre IF est de nature thermique, il est supposé Gaussien à moyenne nulle et une variance  $\sigma_b^2$  avec une densité de probabilité:

$$P(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_b} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_b}\right) \quad (3.2)$$



**Fig. 3.2 Diagramme bloc d'un détecteur d'enveloppe et récepteur de seuil**

Si ce bruit passe à travers le filtre à bande étroite, alors la Pdf de l'amplitude de l'enveloppe serait :

$$P(r) = \frac{r}{\sigma_b} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma_b}\right) \quad (3.3)$$

Cette formule a la forme d'une fonction densité de probabilité Rayleigh.

Une cible est détectée, lorsque  $r(t)$  excède la valeur du seuil  $V_T$ , d'où les hypothèses de décision sont :  $s(t) + n(t) > V_T$  Détection

$$n(t) > V_T \quad \text{Fausse alarme}$$

La performance du circuit de seuil peut alors être décrite suivant deux probabilités : La probabilité de fausse alarme Pfa et la probabilité de détection Pd [7].

## 2.2. Probabilité de fausse alarme

A cause de la présence du bruit thermique dans le récepteur, il y a toujours une probabilité non nulle que le seuil sera excédé, même si le signal de cible est absent. Par conséquent, les échos récupérés à la sortie du récepteur peuvent être vrais ou faux. Aux faux échos sont liés des pics de bruit qui, durant leurs mouvements de fluctuation, peuvent dépasser le seuil. La probabilité que la valeur du seuil  $V_T$  sera dépassée lorsque le signal n'est pas présent, est la probabilité de fausse alarme. La figure 3.3 représente la sortie d'un détecteur d'enveloppe, où  $T_k$  est le temps entre deux intersections de la tension du bruit avec le seuil  $V_T$ , et  $t_k, t_{k+1}, \dots, t_{k+n}$  sont les temps pendant lesquels le bruit s'étend sur le niveau du seuil.

Le seuil à la sortie du récepteur radar, est choisit de telle façon à ce que la probabilité de fausse alarme et celle désirée soient égales.

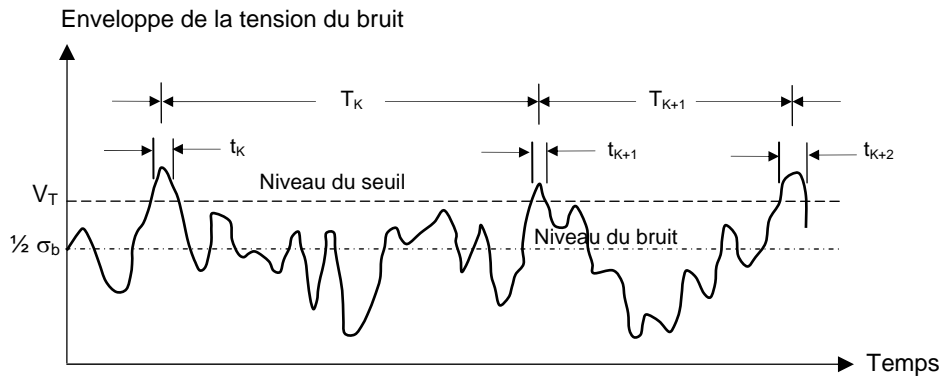


Fig. 3.3 Bruit de la sortie du détecteur d'enveloppe

### 2.3. Probabilité de détection

La probabilité de détection notée  $P_d$ , est la probabilité que le signal détecté sera correctement déclaré un signal de cible, basé sur l'observation de la sortie du récepteur, lorsque ce signal est réellement présent à l'entrée du récepteur. Pour les radars de surveillance, la probabilité que la cible soit détectée au moins une fois sur  $N$  scans successifs est appelée la probabilité de détection cumulative.

En termes de Pdfs, les processus de détection et de fausse alarme sont représentés graphiquement sur la figure 3.4. La sortie du filtre IF est composée soit du bruit seul soit du signal plus bruit. Rice avait montré que la Pdf du signal à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une distribution Rician, et par conséquent suit une loi Rayleigh pour un bruit seul, en supposant qu'il est à l'origine Gaussien dans le cas d'une cible non fluctuante. Les aires soulignées par les deux courbes (figure 3.4) représentent la  $P_{fa}$  et la  $P_d$ . Le choix d'un seuil égal à  $V_T$  impliquera des valeurs de la  $P_{fa}$  et de la  $P_d$  suffisamment différentes. Cependant, l'incrémentement du seuil conduit à une diminution de la  $P_{fa}$  ainsi que de la  $P_d$ , et d'une manière similaire ces probabilités seront croissantes si le seuil est baissé.

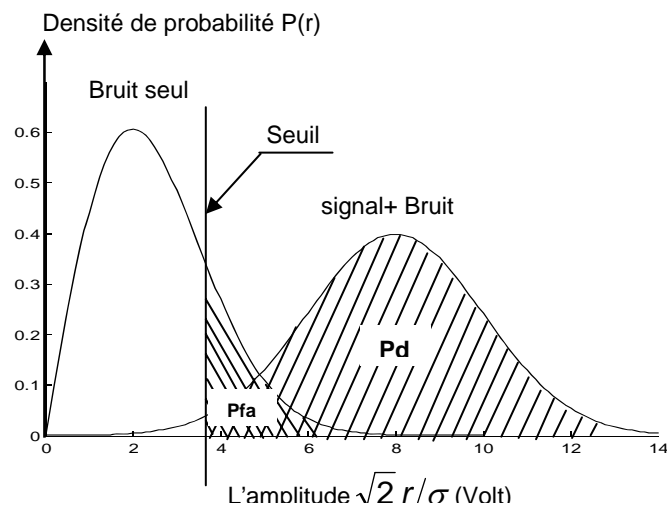


Fig. 3.4 Pdfs du bruit et du signal plus bruit pour une  $P_{fa}$  fixe



Le plus important des résultats à considérer ici, est que la variation n'est ni linéaire ni proportionnelle au seuil, alors le niveau de variation du seuil affecte de différentes façons, aussi bien la Pfa que la Pd. Les expressions de ces dernières pour différents modèles de clutter sont présentées dans [21].

#### 2.4. Le signal minimal détectable

Le rapport signal à bruit  $(S/N)_0$ , nécessaire pour atteindre la détection de cible dépend des probabilités de détection et de fausse alarme plus d'autres facteurs. Le  $(S/N)_0$  minimal nécessaire pour atteindre une probabilité de détection spécifique sans dépasser une probabilité de fausse alarme particulière suivant les fluctuations de cible a été développé par Neuvy en 1970 [10], suivant l'expression:

$$\left(\frac{S}{N}\right)_0 = \frac{\alpha_n \log\left(\frac{\ln 2}{Pfa}\right)}{n_p^3 \left[\log\left(\frac{1}{Pd}\right)\right]^{\beta_n}} \quad (3.4)$$

Tableau 3.1 Coefficients de Neuvy

Cas Swerling	$\alpha_n$	$\beta_n$
0	$1 + 2e^{-\frac{n_p}{3}}$	$\frac{1}{6}$
1	$\frac{2}{3} \left(1 + \frac{2}{3} e^{-\frac{n_p}{3}}\right)$	1
2	1	$\frac{1}{6} + e^{-\frac{n_p}{3}}$
3	$\frac{3}{4} \left(1 + \frac{2}{3} e^{-\frac{n_p}{3}}\right)$	$\frac{2}{3}$
4	1	$\frac{1}{6} \left(1 + 2e^{-\frac{n_p}{3}}\right)$

Où  $n_p$  est le nombre des impulsions transmises du signal. Les symboles  $\alpha_n$  et  $\beta_n$  sont des coefficients conformément aux cas Swerling comme illustré sur le tableau 3.1.

En utilisant l'expression de Neuvy, on a pu tracer la famille des courbes sur la figure 3.5, pour le cas d'une impulsion unique et Swerling type 1.

Si le nombre d'impulsions transmises augmente, alors l'amplitude du rapport signal à bruit minimal, à détecter une cible fluctuante diminue.

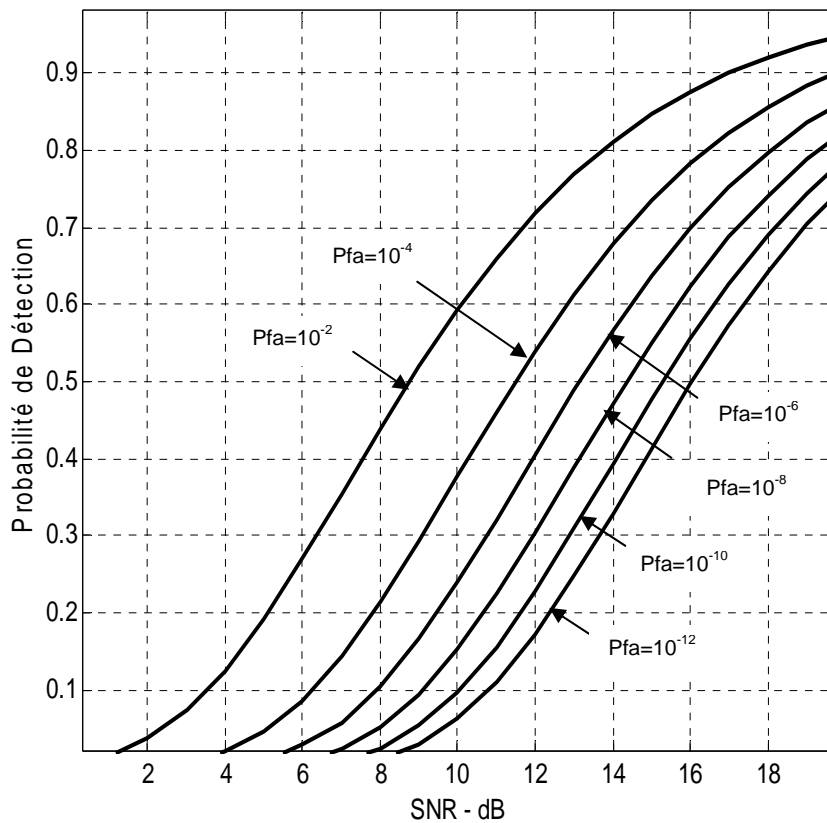


Fig. 3.5. Variation de la Pd suivant le SNR d'un système à impulsion unique pour différentes valeurs de la Pfa.

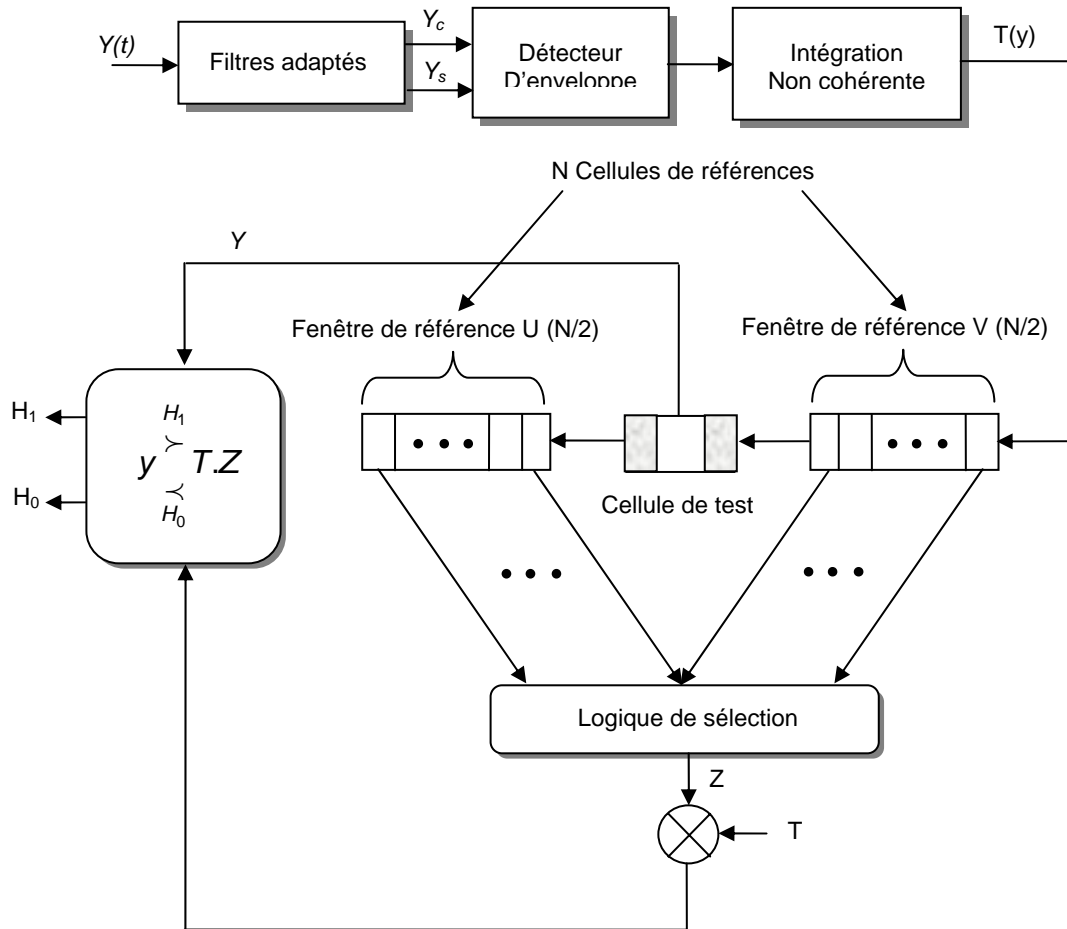
### 3. Détection à taux de fausses alarmes constant (CFAR)

#### 3.1. Historique et concepts de base

Le système conventionnel de régulation à taux de fausse alarme constant, a été conçu pour s'adapter aux changements de la variance de sortie du détecteur, lorsque la variance de la densité spectrale du bruit est due, soit aux changements du niveau de bruit thermique additif ou bien à la sensibilité du récepteur.

Dans un système CFAR typique, la sortie du récepteur quadratique est échantillonnée et le seuil est posé proportionnel à la somme de ces échantillons. Cette somme est proportionnelle au maximum de vraisemblance de la variance du bruit de sortie. Ce processus d'estimation implique essentiellement les étapes suivantes [20] :

1. La source du bruit est échantillonnée (l'intervalle d'échantillonnage est lié au temps mort du radar),
2. Une estimation du maximum de vraisemblance est effectuée pour la variance du bruit de sortie (basée sur un nombre suffisant d'échantillons de bruit statistiquement indépendants), et
3. Le seuil est rendu proportionnel à cette estimation de la variance.



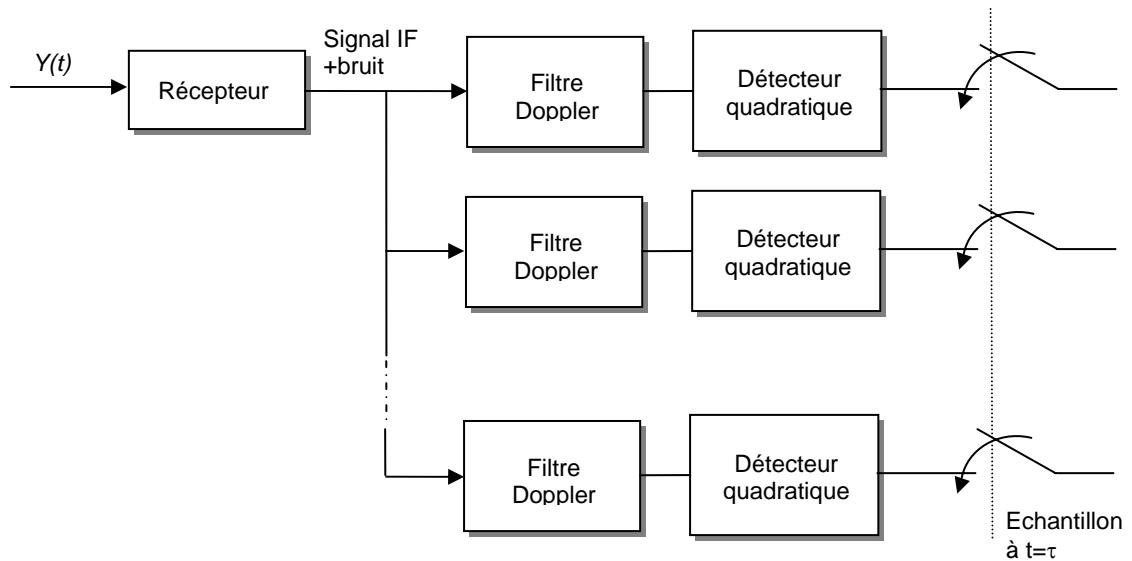
**Fig. 3.6 Un schéma de détection radar à seuil adaptatif**

Dans le cas où la sortie d'un détecteur linéaire est employée comme une décision statistique, le seuil est proportionnel à la racine au carré de cette estimation.

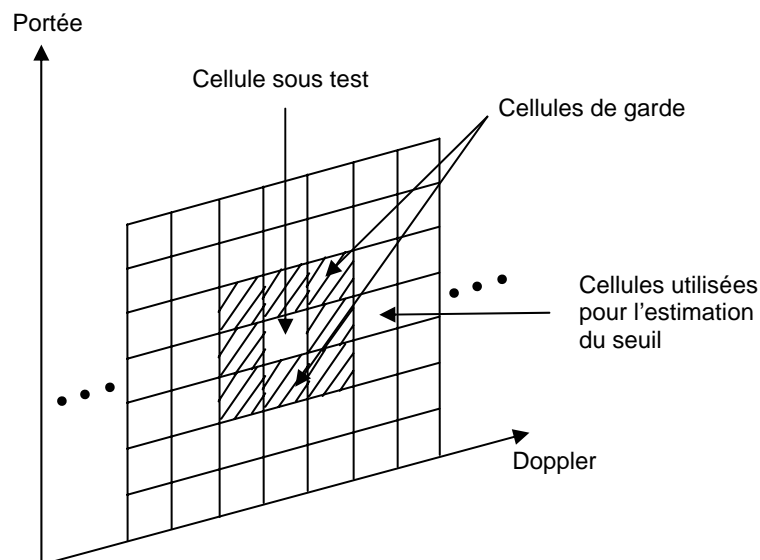
Une généralisation logique de cette procédure a été optée pour le cas où le bruit de l'environnement est du à la somme du bruit du récepteur et du signal retourné par le clutter de cible. Lorsqu'une cible est présente, le signal d'entrée du récepteur radar est une version atténuée et déphasée aléatoirement de l'impulsion transmise dans un milieu bruité. Alors, pour obtenir une régulation de la probabilité de fausse alarme, Finn et Johnson dans [20] ont proposé l'utilisation des cellules de références afin d'obtenir une estimation du bruit de l'environnement, ce qui permet d'adapter le seuil de décision. Le radar utilise les cellules de portée qui entourent la cellule sous test comme des cellules de références (figure 3.6) [11]. Et afin d'éviter une chute d'énergie du signal dans les cellules directement adjacentes à la cellule test, ce qui peut affecter l'estimation de la puissance du clutter, ces cellules appelées cellules de gardes, sont complètement ignorées.

Le cas des cellules de résolution multiple, suppose l'apparition de la cible dans un espace de paramètres portée-Doppler avec un ensemble de filtres couvrant l'espace de paramètres

admissibles. Les observations du bruit sont alors obtenues par échantillonnage en portée et en fréquence Doppler, comme montré sur la figure 3.7.



**Fig. 3.7 Processus d'échantillonnage portée et Doppler**



**Fig. 3.8 Matrice des cellules portée et Doppler**

La sortie de chaque détecteur quadratique est échantillonnée chaque  $\tau$  secondes, et chaque échantillon est considéré comme une sortie de la cellule de résolution portée et Doppler avec des dimensions  $\tau$  et  $1/\tau$  respectivement [11]. Alors on obtient une matrice de cellules de résolution portée-Doppler, comme montré sur la figure 3.8.

L'implémentation du CFAR n'est pas difficile, mais en général la performance réelle serait une fonction des statistiques de la cible, du clutter et du bruit. Souvent, les aéronefs ne posent pas de problèmes, du fait que la zone qui entoure l'avion est généralement vide alors de bonnes statistiques du milieu peuvent être obtenues. Cependant pour des cibles au sol, le

seuil CFAR est déterminé à partir des statistiques du clutter, qui ne peut être homogène, du fait que les cibles sont souvent dissimulées aux bords du clutter, ce qui réduit la Pd.

### 3.2. Les pertes CFAR

La détection de cible utilisant un traitement CFAR introduit des pertes additionnelles du fait que les statistiques sont incomplètement déterminées par rapport à l'utilisation du seuil fixe, qui est basé sur une connaissance exacte du niveau et des statistiques du bruit ou d'interférence. Donc les pertes CFAR sont introduites par le fait que l'estimation du niveau d'interférence dans les cellules de référence est sujette à l'erreur aléatoire, qui varie inversement au nombre de cellules, ce qui oblige l'utilisateur à prendre des valeurs T supérieures à celles qui seront utilisées si l'estimation était exacte.

Du fait que cette estimation est basée sur un nombre fini d'échantillons, elle fluctuera autour de la vraie valeur; et l'augmentation du rapport signal à bruit nécessaire pour atteindre une probabilité de détection donnée, relative à celle nécessaire si la valeur estimée ne varie pas, est définie comme étant la perte CFAR [22].

D'un autre côté, si le nombre de cellules est augmenté pour réduire cette perte le circuit ne pourra pas répondre aux changements rapides des interférences, permettant ainsi une augmentation du taux de fausse alarme. Aussi, l'augmentation du nombre de cellules de référence mène à l'accroissement de la probabilité qu'une cible adjacente apparaisse dans les cellules de références et distorde le seuil. L'utilisation de régions de portée et Doppler combinées autour de la cellule test est un moyen d'éviter le retard excessif dans la réponse CFAR dans l'un ou l'autre des deux coordonnées [3].

Pour une classe de détecteurs conventionnels CA-CFAR, la perte CFAR est représentée sur la figure 3.9, où le paramètre  $x$  est la valeur négative de l'exposant de la Pfa, et le rapport CFAR est :  $\frac{x}{m_e}$ , où  $m_e$  est le nombre effectif des échantillons de références. Dans le cas

d'un détecteur quadratique [23] :

$$m_e = \frac{m+1}{2} \quad (3.5)$$

Où :  $m$  est le nombre des cellules de référence.

D'autres résultats de simulation par la méthode de Monte Carlo sont présentés dans [24] pour les pertes CFAR dans le cas d'un détecteur GO-CFAR.

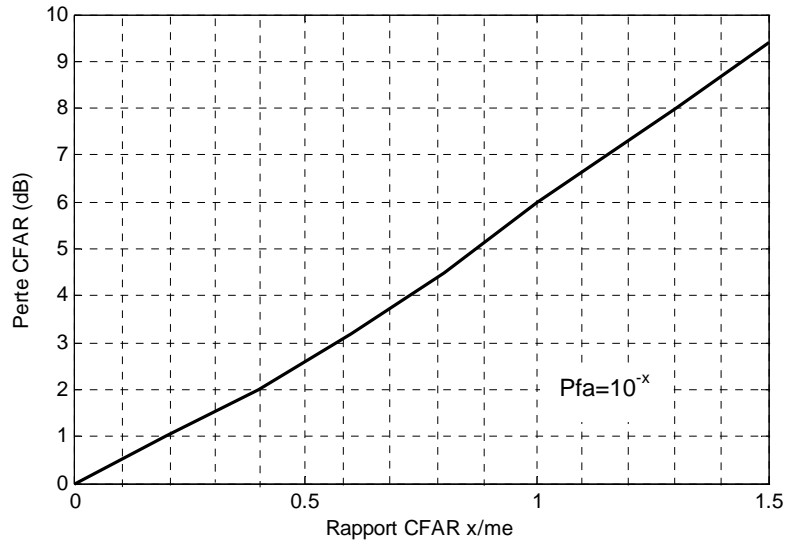


Fig. 3.9 Courbe universelle d'une détection à une seule impulsion pour une cible Rayleigh

### 3.3. Intégration d'impulsion

Généralement, lorsqu'une cible est éclairée par le faisceau du radar, plusieurs impulsions retournent vers le récepteur à chaque scan (balayage) d'antenne, ce qui peut être utilisé pour perfectionner la détection. Ainsi, la probabilité de détection est facilement améliorée par une sommation de tout, ou de la plupart des impulsions retournées. Le processus d'addition des échos radar de plusieurs impulsions, est appelé intégration d'impulsion.

Le nombre d'impulsions  $n_B$  retournées, d'un point de cible peut s'exprimer par [8] :

$$n_B = \frac{\theta_B f_p}{\dot{\theta}_s} \quad (3.6)$$

Où :

$\theta_B$  : Largeur de bande de l'antenne (deg).

$f_p$  : La fréquence de répétition d'impulsion (Hz).

$\dot{\theta}_s$  : Le taux de scan de l'antenne (deg/s).

L'intégration peut être accompli dans le récepteur radar, soit avant le détecteur d'enveloppe, ce qui est appelé intégration pré-détection ou cohérente soit, elle est faite après le détecteur d'enveloppe et donc appelée intégration post-détection ou non-cohérente.

Afin d'obtenir le plus grand bénéfice du processus de sommation, il est nécessaire de préserver la phase du signal d'écho. Or, l'intégration cohérente préserve la relation de phase entre les impulsions reçues, et donc une amplification de l'amplitude du signal est réalisée.

D'un autre côté, l'information de phase est détruite par le détecteur d'enveloppe dans le cas de l'intégration post-détection, et de ce fait, elle est moins efficace que l'intégration pré-détection. Mais malgré cet inconvénient, elle est facile à implémenter dans la plupart des

applications, et par conséquent elle est préférée malgré que le rapport signal à bruit, n'est pas suffisamment grand [23]. L'efficacité de l'intégration peut être définie par [13] :

$$E_i(n) = \frac{(S/N)_1}{n(S/N)_n} \quad (3.7)$$

Où, n est le nombre d'impulsions intégrées.

$(S/N)_1$  : La valeur du rapport signal à bruit d'une seule impulsion (n=1) pour produire une probabilité de détection donnée.

$(S/N)_n$  : La valeur du rapport signal à bruit, par impulsion pour produire la même probabilité de détection lorsque n impulsions sont intégrées.

Les signaux du détecteur d'enveloppe peuvent être convertis sous forme numérique et intégrés dans des registres d'accumulation. Si cette conversion est faite sur un seul bit, alors le processus est appelé intégration binaire [3]. Du fait que l'intégration binaire est simple à réaliser et faible en coût, elle est adoptée dans pas mal de réalisations pratiques [25].

### 3.4. Littérature sur quelques types de détecteurs CFAR

Les techniques CFAR sont utilisées en réception radar afin d'éviter l'augmentation du débit de fausse alarme en présence de brouillage, de clutter ou d'autres sources d'interférences. Dans [3], Les deux approches fondamentales, qui permettent d'adapter le seuil de détection à l'environnement, sont basées sur :

1. Soit les paramètres statistiques des amplitudes des cellules de références qui entourent la cellule test, comme la moyenne, la déviation standard, utilisées pour déterminer le seuil de détection (ex : CA-CFAR), ou bien une méthode non paramétrique utilisant un rang d'ordre spécifique (ex : median detector et OS-CFAR).
2. Soit les statistiques de temps des observations passées dans la cellule test elle-même (ex : clutter mapping)

Selon Barkat [11], il existe trois approches principales au problème CFAR : le processeur adaptatif, le processeur non paramétrique et l'approche du récepteur non linéaire. L'approche du seuil adaptatif est communément utilisée, puisqu'elle produit le minimum de pertes CFAR lorsque l'environnement réel est conformément adapté à celui de conception.

Pour ce qui est de la deuxième approche, les détecteurs non paramétriques ou à distribution libre, sont destinés pour produire une opération CFAR en présence des statistiques incertaines ou variables du bruit de fond ou du clutter [12]. A proprement dit, la littérature des statistiques non paramétriques [26], se rapporte à l'idée que les distributions possibles du bruit ou du clutter sont très variées et ne peuvent pas être indexées par un nombre fini de paramètres réels. Généralement, le détecteur non paramétrique est défini moins précisément comme étant un détecteur avec une probabilité de fausse alarme fixe sous de faibles hypothèses sur les statistiques du bruit de fond et du clutter [27].

La troisième approche utilise les récepteurs non linéaires, par lesquels un traitement non linéaire des cellules de référence peut précéder l'estimation des paramètres statistiques.

Un nombre considérable de travaux a été proposé en littérature. On se propose dans ce qui va suivre, de survoler quelques détecteurs à seuil adaptatif.

### 3.4.1. CA-CFAR; GO-CFAR et SO-CFAR

Le détecteur à moyenne des cellules (Cell-Averaging : CA-CFAR), est une technique dans laquelle le seuil est contrôlé par la moyenne des amplitudes reçues dans les cellules de référence, comme un moyen de fixer le taux de fausse alarme. Les statistiques des fenêtres de référence (U) et (V) (Fig. 3.6) sont obtenues à partir de la somme des  $N/2$  cellules des deux fenêtres, et qui sont combinées pour obtenir l'estimation de la puissance du bruit (Z). Afin de maintenir la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$ , à la valeur désirée, le seuil adaptatif est multiplié par un facteur d'échelle appelé le facteur multiplicatif de seuil (T). Le produit (T.Z) est alors le seuil adaptatif résultant. La sortie (Y) de la cellule sous test est ensuite comparée avec le seuil dans le but de prendre une décision [11].

Les probabilités de détection et de fausse alarme, pour un détecteur CA-CFAR correspondent respectivement à :

$$Pd_i = \frac{(1+S)^{N_i}}{(1+S+T_i)^{N_i}} \quad (3.8)$$

$$Pfa_i = \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} \quad (3.9)$$

Ce même détecteur est aussi connu sous le nom du détecteur CFAR à discrimination d'amplitude (Amplitude Discrimination). Le Dicke-fix CFAR, est une technique CA dans le domaine fréquentiel, dans laquelle un amplificateur IF à large bande est suivi par un limiteur et un amplificateur à bande limitée. Lorsqu'il est utilisé avec la compression d'impulsions, il devient le détecteur à discrimination de phase (phase-discrimination CFAR) [22].

Comme il a été déjà mentionné dans le chapitre précédent, un environnement réel dans lequel le radar opère, ne peut être décrit par un seul modèle de clutter, et donc deux situations seront rencontrées, selon que la cellule test est émergée dans le clutter ou non (effet de masque). Ces deux situations mènent respectivement, soit vers une augmentation du seuil, et de ce fait les probabilités de détection et de fausse alarme sont réduites, soit vers une diminution du seuil et alors la probabilité de fausse alarme augmentera d'une façon intolérable. Hansen et Sawyers [24] ont proposé la logique de sélection du plus grand (Greatest-Of-selection : GO-CFAR) pour le cas du CA-CFAR, afin de contrôler l'augmentation de la probabilité de fausse alarme. Donc le choix du maximum entre les deux fenêtres U et V permet de faire une bonne estimation du seuil et une adaptabilité rapide aux changements dans l'environnement d'interférences avec quelques pertes CFAR.



Cependant en présence de cibles interférentes Weiss [28] a montré que le GO-CFAR fonctionne mal, et suggère l'utilisation de la logique la plus petite (The Smallest-Of-selection : SO-CFAR), qui prend le minimum entre les deux fenêtres U et V. Le SO-CFAR a initialement été proposé par Trunk [29] et il fonctionne bien dans le cas de l'effet de masque.

### 3.4.2. OS-CFAR

Rohling [30] propose le détecteur à statistique d'ordre (Order-Statistic : OS-CFAR), qui choisit un échantillon d'ordre pour représenter l'estimation du niveau de bruit dans la cellule sous test. Dans ce cas, les valeurs prises dans la fenêtre de référence sont, premièrement arrangées en ordre croissant suivant leurs amplitudes :

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(k)} \leq \dots \leq X_{(N)}. \quad (3.10)$$

Puis, la valeur de l'échantillon d'ordre  $K$ ,  $X_{(K)}$  est sélectionnée comme étant la statistique  $Z$  pour l'estimation du seuil de détection  $Z.T$ .

Les probabilités de détection et de fausse alarme dans le cas du OS-CFAR sont données respectivement par :

$$Pd_i = \prod_{j=0}^{K-1} \frac{(N-j)}{\left(N-j + \frac{T}{(1+S)}\right)} \quad (3.11)$$

$$Pfa_i = \prod_{j=0}^{K-1} \frac{(N-j)}{(N-j+T)} \quad (3.12)$$

L'ordre statistique de l'échantillon  $K$ , suggéré dans [30] pour donner une bonne estimation du milieu, dans des applications radar spécifiques pour un bruit Gaussien, est  $k=3N/4$ . Les calculs des probabilités de détection et de fausse alarme sont relativement simples, ce qui permet à l'OS-CFAR d'être le détecteur le plus populaire [30, 31, 32].

Plusieurs variantes du détecteur OS-CFAR sont proposées en littérature. Le GOSO-CFAR et l'ACMLD sont présentées dans [33], comme deux versions modifiées de l'OS, afin de s'adapter à une situation de bord du clutter ou de cibles interférentes. De même le détecteur MX-OSD est analysé dans [34] pour différentes situations d'environnement. La performance de détection est présentée pour des architectures systoliques de l'OS-CFAR dans [35].

La performance des deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR dans un environnement à clutter non homogène, dont la puissance varie linéairement le long des cellules, est analysée pour plusieurs scénarios dans [36].

### 3.4.3. CMLD, TM-CFAR et GCMLD

Lorsque les cibles interférentes sont dans les cellules de références de la cible en question, le seuil augmente et la détection de la cible primaire est sérieusement dégradée, ce qui est connu par l'effet de capture. Avec un seuil trop élevé, quelques cibles peuvent ne pas être détectées, mais par contre si le seuil n'est pas assez élevé, le nombre des fausses

alarmes dues aux pics du bruit, augmente. Pour contourner ce problème plusieurs travaux ont été proposés en littérature. Rickard et Dillard [37] proposent le détecteur à niveau moyen censuré (Censored Mean level : CMLD), dans lequel les sorties des cellules sont rangées dans un ordre croissant pour produire les  $N$  échantillons ordonnés, puis un algorithme de censure est appliqué aux échantillons et l'estimation du niveau de bruit est obtenue à partir des échantillons restants. Ritcey [38], étudie la performance du CMLD pour un nombre fixe de cibles interférentes de type Swerling 2. Gandhi et Kassam [39] proposent le détecteur à niveau moyen équilibré (Trimmed Mean level : le TM-CFAR), qui implémente la moyenne équilibrée après l'ordonnement des échantillons dans la fenêtre. Lorsque le nombre de cibles interférentes n'est pas connu a priori, Barkat et al. [40] proposent le détecteur CMLD généralisé, le GCMLD, dans le quel le nombre de cibles interférentes est déterminé et les échantillons correspondants sont alors examinés.

Dans [41], un algorithme de censure adaptatif est proposé, l'ACCA (Automatic Censored CA). Ce dernier, comme pour les détecteurs proposés dans [38, 42], exécute des tests, cellule par cellule, afin de censurer les échantillons non désirés, sans faire un ordonnancement du rang pour les cellules de référence. Ce détecteur est conçu pour être robuste lorsque, plus d'une transition de clutter apparaît dans la fenêtre de référence, alors que les détecteurs précédents ne prennent pas cette disposition en considération.

Le MX-MLD (Max-Mean Level Detector) [43], est présenté comme une solution pour éliminer les taux de fausses alarmes excessifs aux bords des régions de clutter contigus dans le cas du MLD. Aussi des architectures systoliques pour ce même cas sont présentées dans [44], afin d'améliorer l'efficacité d'utilisation du processeur.

#### **3.4.4. GTL-CMLD, AEXGO-LOG et VI-CFAR**

Dans le cas le plus général, où une transition des cibles interférentes vient s'ajouter à celle de la distribution du clutter, Himonas et Barkat [45] ont proposé le détecteur GCMLD à deux niveaux (Two-level) et le GTL-CMLD qui utilise un algorithme de censure automatique des échantillons non voulus, lorsque les cibles interférentes avec un clutter étendu sont présentes dans la fenêtre de référence. Khalighi et Bastani [46] ont présenté une autre alternative, appelée le processeur AEXGO-LOG.

Un bon nombre d'articles a été publié sur différentes variations de ces détecteurs pour des environnements spécifiques. Par exemple, El-Mashade [47] a étudié la performance du processeur CFAR à niveau moyen (mean-level) dans des environnements à cibles multiples lorsqu'il utilise les  $M$  balayages corrélés ( $M$ -correlated sweeps). Dans [48, 49], un processeur CFAR intelligent basé sur la variabilité de données a été proposé. Dans [50], une approche de censure automatique basée aussi sur la variabilité ordonnée de données est présentée en plus d'un détecteur CFAR à censure automatique pour des environnements non homogènes.

### 3. 5. Détecteurs CFAR pour un environnement non Rayleigh

La distribution du clutter peut être Rayleigh typique aux précipitations uniformes, où le clutter de surface est vu à des angles de dépression très grands; Comme elle peut être non Rayleigh, où le clutter est vu à des angles de champs faibles, et spécialement dans le cas des radars à haute résolution. Pour ce type de radars, Skolnik [22] présente le clutter-map CFAR, souvent appelé à moyenne temporelle (time-averaging), qui fixe le seuil de détection dans une cellule de test donnée, basé sur la moyenne d'interférences observées dans cette cellule sur plusieurs scans de l'antenne. Ce type de détecteurs permet d'améliorer la précision de l'estimation dans le cas d'une interférence fluctuante. Aussi les détecteurs à deux paramètres (double paramétrique), permettent la variation du facteur T afin d'adapter le système au clutter non Rayleigh, généralement Weibull. On présentera ici quelques travaux proposés en littérature pour les CFAR à double paramètres pour un clutter Weibull.

#### 3.5.1. Détection à une seule impulsion

Les détecteurs qui seront présentés dans cette partie sont applicables aux échantillons à impulsion unique, et si on veut les appliquer à des signaux de plus d'une impulsion alors on doit utiliser l'intégration binaire. Le premier schéma développé est le Log t CFAR, dédié principalement à un clutter lognormal et il peut être étendu aux distributions Weibull et K [23, 51]. Le W.H. CFAR qui est une extension de l'OS-CFAR pour un clutter Weibull [39]. Le Détecteur ML CFAR, qui effectue en premier lieu, une estimation ML des paramètres de forme et d'échelle, puis cette estimation est introduite dans la structure du détecteur optimal et si l'existence des cibles interférentes est très probable alors il serait plus raisonnable de censurer les plus grands échantillons. On mentionne aussi que le ML CFAR dans un clutter lognormal représente le schéma log t pour le clutter Weibull [52]. Le problème majeur du détecteur log t est son incapacité d'être utilisé avec des échantillons censurés, alors quelques auteurs ont proposé le détecteur (Best Linear Unbiased : BLU) [53, 54, 55]. Cette même idée a été étendue pour le cas du clutter Weibull dans [56].

#### 3.5.2. Détection à impulsions multiples

Cette catégorie de détecteurs CFAR, qui utilise des échantillons à plusieurs impulsions, peut être utilisée pour des échantillons à impulsion unique, mais la Pfa minimale atteinte sera très élevée. Plusieurs schémas ont été proposés dans ce cadre et qui sont : le t-test qui utilise le concept de la théorie de la limite centrale [57, 58]; Le Sign-test, qui présente deux problèmes majeurs, ses pertes CFAR sont supérieures à celles des autres schémas dans plusieurs situations, aussi il est sensible à l'existence des cibles interférentes [59]. Et enfin le LRC-test, qui présente des pertes CFAR faibles et une faible sensibilité aux cibles interférentes en comparaison avec le sign-test [60].

## 4. Détection distribuée CFAR

### 4.1 Objectif principal et différentes topologies

L'un des objectifs principaux à l'utilisation des détecteurs multiples avec un centre de fusion, est d'améliorer la performance du système telle que la fiabilité et la vitesse. Pour les systèmes de surveillance qui nécessitent une large couverture et/ou un grand nombre de cibles en considération, ces systèmes de détection distribuée sont utilisés. Dans de tels systèmes, des observations entières sont transmises par les détecteurs à un processeur central pour un traitement de données. Cependant, ceci nécessite une importante largeur de bande en communication, ce qui n'est pas effectivement disponible. Donc l'utilisation d'un traitement de signal avec un centre de fusion est préférée dans pas mal de situations. D'où, un certain traitement du signal est effectué dans chaque détecteur, qui envoie alors des résultats partiels au centre de fusion, comme montré sur la figure 3.10. Ces résultats partiels sont combinés suivant une règle de fusion convenable pour produire le résultat global désiré. L'objectif principal pour les systèmes CFAR est de maximiser la probabilité de détection globale dans le système distribué tandis que la probabilité de fausse alarme globale est maintenue constante. Pour cela, on utilise les calculs d'extremum pour la fonction objective :

$$J(T_1, T_2, \dots, T_n) = Pd(S, T_1, T_2, \dots, T_n) + \xi [Pfa(T_1, T_2, \dots, T_n) - \alpha_0] \quad (3.13)$$

Où  $\alpha_0$  est la probabilité de fausse alarme désirée au centre de fusion,  $\xi$  est le multiplicateur de Lagrange et  $T_i, i = 1, 2, \dots, n$ , est le multiplicateur de seuil dans chaque détecteur.

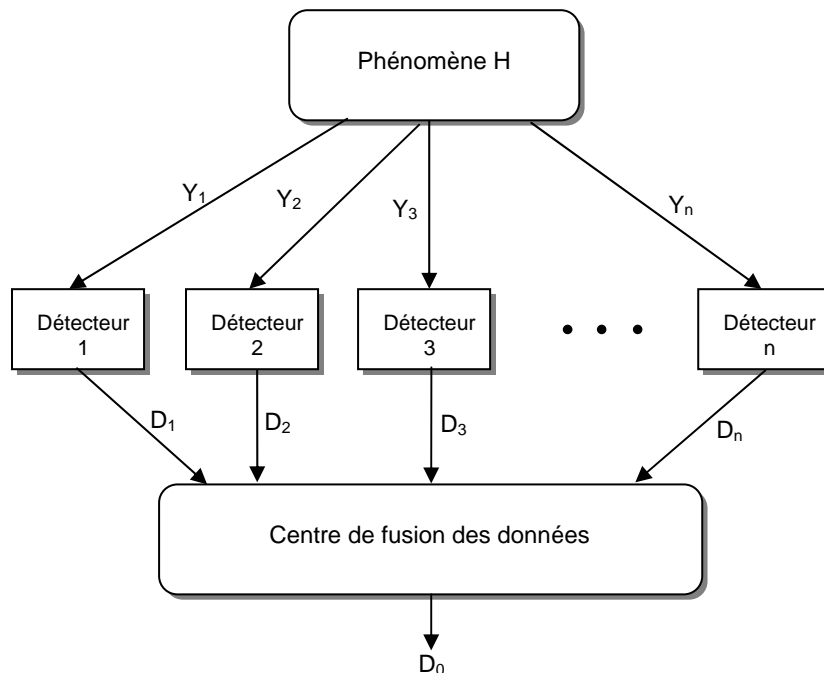


Fig. 3.10 Système à détecteurs distribués avec un centre de fusion

Pour maximiser  $Pd(S, T_1, T_2, \dots, T_n)$ , soumise à la contrainte  $Pfa(T_1, T_2, \dots, T_n) = \text{constante}$ , on doit maximiser la fonction objective  $J(T_1, T_2, \dots, T_n)$ . On met la dérivée à zéro et on résout le système des  $n$  équations non linéaires à  $n$  inconnus, suivant :

$$\frac{\partial J(T_1, T_2, \dots, T_n)}{\partial T_j} = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3.14)$$

Une fois que les multiplieurs de seuil  $T_j, j = 1, 2, \dots, n$ , sont obtenus, toutes les valeurs de  $Pfa_j$  sont fixées et la  $Pd$  optimale en découle.

## 4.2 Système distribué CA-CFAR

La théorie de la détection distribuée CA-CFAR a été développée en premier par Barkat et Varshney [61, 62]. Ils ont considéré le problème de la détection d'une cible Swerling I, noyée dans un bruit blanc Gaussien d'un niveau inconnu. Pour les règles de fusion AND et OR, ils ont obtenu des facteurs multiplicatifs optimum pour des détecteurs individuels, et ils ont dérivé les expressions pour la probabilité de détection au centre de fusion pour  $n$  détecteurs.

### 4.2.1. Règle de fusion AND

Dans ce cas, la décision globale au centre de fusion est "1" si et seulement si tous les détecteurs décident "1". Les probabilités globales de détection et de fausse alarme en fonction des probabilités locales sont :

$$Pd = \prod_{i=1}^n Pd_i \quad (3.15)$$

Et :

$$Pfa = \prod_{i=1}^n Pfa_i \quad (3.16)$$

On remplaçant ces formules dans la fonction objective :

$$J(T_1, T_2, \dots, T_n) = \prod_{i=1}^n \frac{(1+S)^{N_i}}{(1+S+T_i)^{N_i}} + \xi \left[ \prod_{i=1}^n \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} - \alpha_0 \right] \quad (3.17)$$

La dérivée de cette fonction par rapport à  $T_j, j = 1, 2, \dots, n$  est mise à zéro, ce qui permet d'obtenir les facteurs multiplicatifs en résolvant le système d'équations non linéaires (3.14):

Sous la contrainte :  $Pfa = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} = \alpha_0$

### 4.2.2. Règle de fusion OR

Dans ce cas, la décision globale est égale à zéro, si et seulement si, tous les détecteurs décident zéro, nous avons alors :

$$Pm = \prod_{i=1}^n Pm_i \quad (3.18)$$

$$\text{Et :} \quad Pfa = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - Pfa_i) \quad (3.19)$$

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

Ici la fonction objective est donnée par :

$$J(T_1, T_2, \dots, T_n) = \prod_{i=1}^n Pm_i + \xi [Pfa - \alpha_0] \quad (3.20)$$

Dans ce cas, on cherche à minimiser la probabilité de perte globale, ce qui est équivalent à maximiser la Pd. De la même façon que précédemment, on prend la dérivée de la fonction objective égale à zéro, on obtiendra alors un système de n équations non linéaires à (n+1) inconnus et puis on utilise la contrainte  $Pfa = \alpha_0$  pour résoudre ce système.

Une étude détaillée de la performance d'un système à deux détecteurs CA-CFAR, est présentée dans [61, 62]. Les résultats numériques ont montré l'amélioration de la performance du système distribué avec un centre de fusion sur la performance d'un système à un seul détecteur. Ces travaux ont considéré des observations indépendantes d'un détecteur à l'autre où, le SNR est considéré connu. Blum [63] propose une extension des mêmes travaux, en considérant que le SNR commun est petit mais inconnu, soit il est difficile à estimer soit il est variable. Dans [64], la performance pour des modèles Swerling type I et III est présentée, et les effets des SNR locaux sur la performance sont examinés. Aussi [65], présente un nouveau test statistique qui maintient le CFAR indépendant de la variation du clutter. Sa performance a été testée pour différents modèles de variation du clutter, avec des équations de la Pd et la Pfa pour le CA et l'OS.

### 4.3 Système distribué OS-CFAR

Le détecteur à ordre statistique, l'OS-CFAR vu précédemment, a été proposé comme une procédure qui présente quelques avantages sur le CA-CFAR dans un environnement non homogène, avec la présence de plus d'une cible interférente à l'intérieur de la fenêtre de référence. Elias-Fusté, et al. [66] ont élargi ces travaux, et ils ont analysé la performance des systèmes de détection distribués CFAR dans un bruit de fond Gaussien homogène pour des configurations à n détecteurs locaux utilisant le CA et l'OS. Ils ont aussi proposé une approche employant un algorithme de fusion à rang k parmi n, pour lequel le centre de fusion détermine la présence de la cible dans la cellule test, si au moins k parmi n détecteurs prennent la même décision. Ce qui représente tous les cas possibles entre la règle de fusion OR (k=1) et AND (k=n). D'un autre côté, Uner et al. [67] considèrent un système de configuration similaire à celui présenté dans [61], en employant des détecteurs OS-CFAR pour des règles de fusion AND et OR, dans un environnement homogène et non homogène. D'autres approches de détection distribuée, qui utilisent une combinaison des détecteurs CA et OS, pour différentes situations sont présentées dans [68, 69, 70].

## 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons considéré la détection adaptative CFAR dans les systèmes radar en mettant en évidence son utilité qui est liée à la nature non stationnaire des signaux radar. Nous avons présenté ensuite, quelques types de détecteurs, en commençant par le CA-CFAR, puisqu'il a été le premier détecteur proposé dans la littérature. D'autres détecteurs tels que l'OS-CFAR, sont ensuite discutés afin de montrer l'évolution de ce domaine pour différents environnements.

Une littérature très riche aborde un nombre assez important de détecteurs et par conséquent, quelques travaux sont présentés ici, avec les expressions analytiques du CA et de l'OS. Aussi des détecteurs pour un environnement non Rayleigh, ont été énoncés pour différents environnements, avec des performances spécifiques à chaque situation.

De même, ce chapitre a introduit le concept de détection CFAR en utilisant des détecteurs multiples avec un centre de fusion. Nous avons ensuite, présenté la formulation du problème et les étapes nécessaires pour obtenir les facteurs multiplicatifs optimum suivant les règles AND et OR du centre de fusion. Ce concept de détection distribuée a été enrichi par d'importantes publications, qui ont permis l'amélioration de la performance de la détection pour un environnement de clutter non Gaussien et sous différentes contraintes. Ainsi, tout les résultats présentés dans les quelques travaux qui ont été cités ici, mettent en valeur la détection distribuée sur celle à détecteur unique et cela pour tous les cas d'études déjà évoqués.

# Chapitre 4

## Les Algorithmes Evolutionnaires

### 1. Introduction

---

Les algorithmes évolutionnaires (AE) sont une classe d'algorithmes de recherche stochastiques, applicables à une grande variété de problèmes en apprentissage et en optimisation, pour lesquels une faible connaissance *a priori* est disponible, puisqu'ils effectuent peu de suppositions sur les problèmes à résoudre. Ils ont été appliqués à de nombreux problèmes dans l'optimisation combinatoire, l'optimisation de fonctions, l'apprentissage pour réseaux de neurones artificiels, l'apprentissage des systèmes à logique floue, ....etc. Ces algorithmes appartiennent à la catégorie des méthodes faibles, comme définie en intelligence artificielle traditionnelle. Ils peuvent être liés aux problèmes complexes qui sont multimodaux et/ou discontinus.

Quoique les algorithmes artificiels ont déjà contribué à résoudre pas mal de types de problèmes par des moyens d'organismes virtuels, il en reste toujours à comprendre les principes fondamentaux de la vie, si on veut créer une vie artificielle sur les calculateurs.

Peut être la première question qui se pose est, pourquoi on fait tout ça ? La réponse générale est que la vie est devenue plus complexe à calculer, en plus dans le domaine de l'ingénierie nous sommes toujours en présence d'un nombre croissant de problèmes à résoudre. La complexité des calculs pour optimiser ces systèmes, défie les capacités des techniques existantes et on cherche alors d'autres heuristiques.

Les deux termes qui sont souvent liés aux algorithmes évolutionnaires sont la recherche et l'optimisation. L'optimisation est tout simplement le processus de rendre une chose meilleure, ce qui constitue l'un des problèmes majeurs par lequel les scientifiques tentent d'ajuster les entrées d'un système au processus mathématique, afin de trouver le meilleur résultat. Cela se fait en cherchant à travers un grand nombre de solutions possibles pour découvrir la meilleure solution spécifique. Le processus de recherche est souvent long et coûteux. Mais en exploitant le processus naturel, on peut résoudre autrement les problèmes difficiles, voire impossibles à résoudre par des méthodes d'optimisation traditionnelles.

De la complexité des calculs pour l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes CFAR distribués, est venue la nécessité d'utiliser les techniques de recherche stochastique



comme les algorithmes évolutionnaires, englobant les algorithmes génétiques (AG) et les stratégies d'évolution (SE).

Ce chapitre introduit les AEs par leur historique en mentionnant les quelques pionniers du domaine, leur origine, leur domaines de recherche actuels et leurs principes de base qui s'inspirent de l'observation des phénomènes biologiques, plus précisément de la capacité des populations d'organismes vivants, à s'adapter à leur environnement à l'aide de mécanismes de sélection et d'héritage génétique. Aussi on présentera le vocabulaire spécifique aux AEs et les différentes représentations ainsi que les méthodes de sélection et de remplacement.

## 2. Historique et principe général

La plupart des écrits qui abordent les algorithmes évolutionnaires se réfèrent à l'évolutionnisme de Darwin, d'où ces algorithmes sont considérés comme étant la version artificielle du Darwinisme. Sans entrer dans la polémique de l'évolutionnisme, les tentatives des néo-darwinistes à prouver ce qu'avancait Darwin dans son livre intitulé, l'origine des espèces (1859), et les preuves scientifiques réfutant totalement cette théorie, nous diront que les techniques évolutionnaires d'optimisation globale ont émergé depuis plus d'une quarantaine d'années. Ces techniques, s'inspirant des phénomènes biologiques, ont été conçues pour une catégorie de problèmes bien spécifiques.

Les algorithmes évolutionnaires ont eu une histoire relativement courte. Cependant, c'est une histoire qui a progressé rapidement en commençant en 1960 par la modélisation de l'évolution biologique sur un ordinateur [71]. Après plus d'une vingtaine d'années de publications sporadiques, les algorithmes évolutionnaires se sont déployés d'une façon très claire après 1980. Il ya d'innombrables applications réussies dans différents domaines, où les AEs ont prouvé leur capacité avec des degrés de succès variables.

Au moins trois variantes d'algorithmes évolutionnaires sont à distinguer : Les algorithmes génétiques, la programmation évolutionnaire et les stratégies d'évolution [72].

A partir de ces trois approches, des variantes innombrables ont été dérivées. Leurs différences principales sont liées à :

1. La représentation des individus,
2. La conception de la variation des opérateurs (croisement et mutation), et
3. Les mécanismes de sélection et de reproduction.

Ce qui nous intéresse dans cette étude, ce sont les AGs et les SEs, du fait que notre thèse traite un problème d'optimisation de fonctions.

Un grand nombre de domaines utilise les AGs comme un outil de résolution. On trouve parmi ces domaines, le traitement du signal et les systèmes de communications incluant les systèmes radars. Un excellent article d'étude apparaît en 1996 [73], dédié à la synthèse des

filtres. Un système de contrôle du bruit actif par des algorithmes génétiques a été proposé dans [74]. Les AGs ont été aussi utilisés dans le traitement de la parole afin d'améliorer la technique de la dynamique du time-warping [73]. Les recherches dans le domaine des communications et du radar, se sont concentrées sur la génération, la transmission, la propagation, la dispersion et la réception du signal électromagnétique radar. Michielssen *et al* [75] utilisent un AG pour synthétiser une couche absorbante d'un radar multicouche qui maximise l'absorption de l'onde électromagnétique pour une gamme de fréquences et d'angles d'incidence désirées. Li *et al.* [76] utilisent un AG pour optimiser le stockage des données des signatures radar à bande ultra-large. Ces signatures sont corrélées avec les retours du radar pour identifier les cibles. Aussi une vue d'ensemble sur l'optimisation des rangées d'antennes avec des algorithmes génétiques est présentée dans [77], ainsi que d'autres optimisations par les mêmes méthodes dans [78, 79, 80]. D'autres chercheurs ont utilisé les AGs pour les réseaux de communication à commutation de paquets [81] et à l'optimisation de l'assignement des fréquences radio des réseaux de communication militaires [82]. Les problèmes des réseaux de communication utilisent une version du voyageur de commerce ou de l'algorithme génétique de classification.

Les SEs, ont eux aussi connu un développement pareil à celui des AGs, afin de résoudre des problèmes principalement expérimentales d'optimisation, pour des paramètres discrets et continus [83].

La différence soulignée entre les AGs et SEs présente l'opérateur chromosomique dans les AGs, comme étant l'opérateur de croisement, par contre les stratégies d'évolution insistent sur l'opération de mutation pour le lien comportemental entre les parents et leurs descendants [84].

## 2.1. Les algorithmes génétiques

Les AGs ont été développés initialement par Holland en 1975 dans son livre [85], qui a été le premier essai de développement de leurs bases théoriques à travers son théorème des schémas. Le travail de son étudiant DeJong [86], a montré l'utilité des algorithmes génétiques pour l'optimisation des fonctions, et a fait le premier effort concerté pour trouver des paramètres optimisés par des AGs. Goldberg a probablement contribué d'une façon importante à la diffusion des AGs, avec ses applications réussies et son excellent livre en 1989 [87, 88]. Actuellement, les AGs sont largement utilisés dans l'apprentissage et l'optimisation, où ils ont atteint un succès remarquable pour plusieurs types de problèmes. La particularité des algorithmes traditionnels, est le fait qu'ils utilisent des populations codées par des chaînes binaires et des opérateurs discrets. Donc chaque individu dans la population, représente un chromosome consistant en un nombre de gènes. Cette représentation est quelquefois convenable et naturelle dans plusieurs domaines

d'application. Récemment, quelques auteurs ont proposé les AGs à codage réel, pour représenter des problèmes réels, et ils ont pu prouver que cette approche arrive à atteindre des performances meilleures [84]. La force principale des AGs réside dans les opérateurs de croisement, sauf qu'il ya des études qui expliquent et indiquent que ces opérateurs sont des fois inappropriés pour quelques applications [89, 90, 91]. Dans ces cas les AGs manquent de réglage précis.

Un résultat formel et important souligné par Holland, est que même dans un espace de recherche large et compliqué, donnant certaines conditions sur le domaine du problème, les algorithmes génétiques tendrons à converger vers des solutions qui sont globalement optimaux ou presque. Un algorithme génétique pour résoudre un problème doit comporter les cinq composantes suivantes [92]:

1. Une représentation chromosomique des solutions du problème,
2. Une façon de créer une population initiale de solutions,
3. Une fonction d'évaluation qui joue le rôle de l'environnement. Cette évaluation des solutions est faite suivant leur fitness,
4. Les opérateurs génétiques qui modifient la composition des enfants durant la reproduction, et
5. Les valeurs des paramètres que l'AG utilise : la taille de la population initiale, les probabilités d'application les opérateurs génétiques, ... etc.

## 2.2. Les stratégies d'évolution

Un peu plus avant l'apparition des AGs, Rechenberg [93] a introduit en 1965 les stratégies d'évolution en Europe. Les premières versions de ces algorithmes utilisaient les paramètres réels, et commençaient avec un parent et une version mutée du parent. Celui qui a le plus grand coût sera écarté. Le gagnant produit une version mutée et le processus est répété. Les populations et le croisement n'ont été introduits que quelques années plus tard. Une version générale de l'algorithme, qui est une extension de la stratégie SE-(1+ $\mu$ ) comprend les stratégies ( $\mu$ + $\lambda$ ) et ( $\mu$ ,  $\lambda$ ), développées par Schwefel en 1995 [94].

Fogel [95] introduit le concept de la programmation évolutionnaire aux états unis en même temps que les travaux de Rechenberg. Aujourd'hui ce domaine est devenu une tentative passionnante pour résoudre beaucoup de problèmes. La première particularité de ces méthodes est d'utiliser les paramètres du problème à résoudre sous forme réelle.

Ces stratégies considèrent le progrès évolutionnaire au niveau phénotypique différemment des algorithmes génétiques focalisés sur les mécanismes d'hérédité génétique, ce qui présente l'espace génotypique [96, 97].

### 3. Vocabulaire et principe de base

Vu l'origine des AEs, un grand nombre d'emprunts a été effectué du vocabulaire biologique afin de construire la terminologie de ces algorithmes. L'espace de recherche ou l'environnement des AEs est appelé aussi avec des termes génétiques, l'espace des génotypes qui diffère de l'espace des solutions, appelé l'espace des phénotypes. Chaque point de cet espace est appelé individu, représenté par un chromosome dans l'espace génotypique. Ainsi à l'aide des opérateurs génétiques, l'algorithme induit une topologie de recherche dans l'espace phénotypique, et conditionne l'efficacité de la recherche, qui sera par la suite évaluée à partir d'une fonction d'évaluation appelée fonction d'évaluation ou fitness. En termes générales, l'évolution peut être décrite comme un processus itératif à deux étapes, qui consistent en une variation aléatoire suivie d'une sélection. Le lien entre cette description de l'évolution et les algorithmes d'optimisation, qui sont les empreintes du calcul évolutionnaire, sont conceptuellement simples.

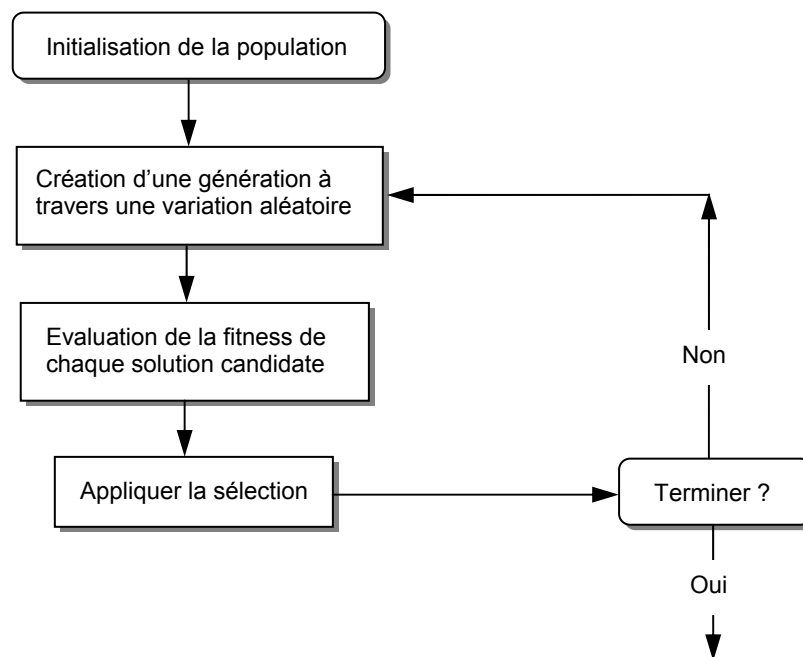


Fig. 4.1 Cycle d'un AE

Comme représenté sur la figure 4.1, un AE commence par une initialisation d'une population d'individus, qui sont des solutions candidates au problème. De nouvelles solutions sont alors créées en variant aléatoirement ceux de la population initiale. Toutes les solutions sont mesurées en considérant à quel point ils formulent la tâche. Finalement, un critère de sélection est appliqué pour enlever ceux qui sont au dessous de la moyenne. Ce processus est itératif puisqu'il utilise l'ensemble des solutions sélectionnées, jusqu'à ce qu'un critère spécifique soit rencontré [98]. Donc le cycle d'un AE résume les étapes effectuées afin

d'aboutir au résultat optimum pour le problème à résoudre. L'initialisation de la population est basée généralement sur une génération aléatoire d'individus dans l'espace des génotypes. Le choix des opérateurs de croisement et de mutation dépend du codage des individus. Par contre, les opérateurs de sélection et de remplacement ne sont pas liés à la représentation génotypique, du fait qu'ils utilisent uniquement la performance des individus.

### **3.1. Le croisement**

Le croisement appelé aussi opérateur de recombinaison, permet aux parents de passer certaines de leurs caractéristiques à la génération d'enfants. La motivation étant que nous pouvons utiliser les bons parents pour développer encore de bons enfants. Il existe plusieurs façons de le faire, mais toutes les méthodes qui existent impliquent la combinaison d'une partie de l'un des parents avec une partie complémentaire de l'autre parent [99].

### **3.2. La Mutation**

La mutation est une opération critique et malgré qu'elle soit souvent considérée comme un opérateur qui est utilisée juste pour assurer que chaque partie de l'espace de recherche soit atteinte, les algorithmes de recherche réussis fonctionnent souvent en utilisant la mutation et la sélection sans croisement. En effet, les stratégies d'évolution dans leur majeure partie sont utilisées de cette façon [99].

### **3.3. La diversité génétique**

Si les individus d'une population se ressemblent trop, alors la population devient trop homogène, et son évolution devient l'évolution d'un seul individu, ce qui permet la découverte du plus proche optimum local et l'enlèvement de la recherche. En pratique, une population qui a convergé ne se re-diversifie pas. Quand la diversité est épuisée et l'algorithme n'a pas obtenu des solutions jugées suffisamment bonnes, on parle de convergence prématurée, ce qui est peut être due à une forte pression sélective (biais plus ou moins important accordé au meilleur).

En dehors de toute pression de sélection, le hasard des croisements au sein d'une population, conduit à ce qu'on appelle la dérive génétique. Cette dernière est considérée comme un phénomène important dans les AGs de recherche. Ainsi, lorsque l'algorithme converge, la taille de l'espace initial des gènes est réduite à la taille de l'espace des gènes des solutions trouvées [100]. La dérive génétique est un terme utilisé pour expliquer les changements de la fréquence des gènes à travers un échantillonnage aléatoire de la population. Ce phénomène est du à la nature stochastique de l'opérateur de sélection, et il est l'un des mécanismes par lesquels la population converge vers un seul individu.

### 3.4. L'élitisme

L'élitisme est la manière par laquelle on peut conserver  $n$  meilleurs individus d'une génération lors du passage à la génération suivante. Ce qui permet de conserver la meilleure solution trouvée à chaque génération. De même, un algorithme évolutionnaire est dit élitiste s'il garantit la survie du meilleur individu de la population d'une génération à la suivante. Les opérateurs de croisement et de mutation peuvent affecter le meilleur individu de chaque génération.

En général, on considère qu'il est préférable de ne pas perdre le meilleur individu de la population. Au besoin on peut même prendre des mesures spécifiques pour garantir la survie, du ou des meilleurs individus dans la population. Sauf que l'approche élitiste peut accélérer la vitesse de domination exercée par ce super individu.

### 3.5. Exploitation et exploration

Dans les problèmes d'optimisation, l'espace de recherche investit la région qui sera explorée durant le processus d'optimisation. L'espace de recherche inclut toutes les valeurs possibles que la décision peut supposer. Mais cet espace contient des solutions qui ne sont pas possibles. L'opérateur de sélection et de croisement, permettent la recherche locale dans le voisinage, ce qui favorise la concentration de la population dans des régions de l'espace de recherche où la fonction fitness a des valeurs élevées, de ce fait, ces deux opérateurs ont un rôle d'exploitation des meilleures solutions. Ceci peut mener à une perte de la diversité génétique et ainsi arriver à une convergence prématurée. Pour contourner ce problème l'opérateur de mutation permet d'éviter cette stagnation dans une zone particulière, ce qui agit comme une dispersion dans la population et permet d'explorer d'autres zones pour une recherche globale. Ce qui constitue un dosage délicat mais qui influence efficacement la convergence de l'AE vers l'optimum global.

## 4. Représentations du problème en AE

Décider d'une bonne représentation, est fondamental pour la performance des techniques des AEs. Généralement la représentation (codage) binaire est la représentation la plus simple, mais d'autres types de codes permettent des extensions très intéressantes. Aussi la représentation réelle est très efficace dans un grand nombre de cas d'applications des AGs réels et des SEs qui étaient dédiées dès leur apparition à la résolution de problèmes réels.

### 4.1. Représentation discrète

Cette représentation est plus particulièrement liée à l'historique des AGs, qui utilisent un codage binaire où chaque individu de la population est représenté par une chaîne fixe d'éléments de valeurs 0 ou 1. Le théorème des schémas proposé par Holland [88], a justifié

selon lui, de favoriser l'utilisation du code binaire par sa taille, incluant ainsi l'alphabet le plus petit, ce qui a été remis en question pas mal de fois. D'un côté, on trouve le problème de la complexité du code comme mentionné par Goldberg [87]. Ceci est lié aux grandes modifications dans les solutions qui peuvent être induites à partir des petites variations du code, ce qui signifie que la corrélation du niveau phénotypique avec le niveau génotypique sera influencée. D'un autre côté, la complexité algorithmique du processus codage/décodage, est une contrainte importante lorsque les opérations effectuées au cours de l'évolution de l'algorithme sont faites un grand nombre de fois.

Dans le cas des AGs, le croisement peut être implémenté d'une façon très facile, en échangeant un ou plusieurs fragments des deux génotypes. Suivant la façon de cet échange, on distingue le croisement à un point, qui permet un échange suivant un point de coupure, choisi d'une façon aléatoire [101], un croisement à deux points [102, 103], ou un croisement multipoint, appelé aussi uniforme [104]. Quelques variantes du croisement à K-points, incluant le croisement segmenté et le croisement biaisé, sont exposées dans [105]. La mutation qui est considérée comme un opérateur essentiel pour les AGs, permet d'inverser aléatoirement les bits du génotype avec un taux très faible par rapport à celui du croisement. Parmi les mutations binaires les plus utilisées on trouve la mutation à un bit, qui complémente l'un des bits de la chaîne, choisi d'une façon aléatoire avec une probabilité  $P_m$  [106].

## 4.2. Représentation continue (réelle)

Cette représentation est historiquement liée aux stratégies d'évolution, et qui s'est étendue plus tard aux AGs pour donner par la suite les AGs à codage réel. Dans ce cas l'espace de recherche est l'espace réel :  $\Omega \in \mathfrak{R}^n$  où l'espace génotypique est identifié avec l'espace phénotypique [107].

### 4.2.1 Croisement réel

Comme pour le croisement binaire, deux parents sont choisis et les descendants sont le résultat de la combinaison de ces deux parents. Plusieurs approches ont été testées pour le croisement des paramètres réels. Plusieurs types de croisement intéressants sont démontrés dans [107, 108]. Parmi ces méthodes on peut citer :

- **Croisement discret** : La méthode la plus simple, est celle qui choisit un point dans le chromosome, puis les paramètres entre ce point, sont simplement échangés entre les deux parents. Chaque individu est représenté par un vecteur réel,  $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathfrak{R}^n$ , ou  $x_i \in \mathfrak{R}$ , est un paramètre à optimiser. Le croisement discret est représenté par :

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad x'_i = x_i^{(S)} \text{ ou } x_i^{(T)} \quad (4.1)$$

Où  $n$  est la taille du vecteur réel, et  $S$  et  $T$  sont deux individus sélectionnés de la population des parents pour l'ensemble des composantes de  $\bar{x}$ .

- **Croisement arithmétique** : Le problème avec la méthode précédente, qui est basée sur un point de croisement, est qu'il n'y a pas d'introduction d'une nouvelle information. Chaque valeur du paramètre continu, qui a été initiée aléatoirement dans la population initiale est propagée dans la génération suivante, seulement pour différentes combinaisons. Malgré que cette stratégie fonctionne bien pour la représentation binaire, ce n'est pas le cas pour un continuum de valeurs, pour lesquelles on alterne simplement deux parties des données.

Le croisement arithmétique appelé aussi intermédiaire, remédie à ce genre de problèmes en créant des façons pour combiner les valeurs des paramètres des deux parents dans deux nouvelles valeurs, pour les paramètres d'enfants. Ce croisement est effectué de la façon suivante :

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, x'_i = \alpha x_i^{(S)} + (1 - \alpha) x_i^{(T)} \quad (4.2)$$

où  $\alpha$  est une variable aléatoire uniforme appartenant à l'intervalle  $[0, 1]$  et  $S$  et  $T$  sont deux individus sélectionnés pour l'ensemble des composantes de  $\bar{x}$ .

D'autres variantes du croisement intermédiaire sont présentées dans [109, 110].

#### 4.2.2 Mutation réel

Dans le cas des paramètres réels comme pour les paramètres binaires, le maintien d'une diversité génétique à la recherche de nouveaux allèles, ne peut être atteint que par l'intégration de l'opérateur de mutation. Plusieurs méthodes de mutation à l'exploration d'autres régions de l'espace de recherche, ont été présentées et expérimentées dans [107]. Parmi ces méthodes on trouve les méthodes Gaussiennes, qui consistent à ajouter un bruit Gaussien aux différentes composantes du vecteur des paramètres. D'autres types de mutations ont été présentés dans la littérature [108], mais nous nous intéressons ici aux méthodes Gaussiennes [110, 111, 112]:

- **Mutation Gaussienne statique** : Dans ce type de mutation on ajoute un bruit Gaussien avec une probabilité  $P_m$  et une déviation standard  $\sigma$ .

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, x'_i = x_i + N(0, \sigma) \quad (4.3)$$

Cette mutation est considérée comme statique du fait que la valeur de  $\sigma$  est inchangée tout au long de l'évolution de l'AE. Le choix de la valeur de  $\sigma$  est difficile, puisqu'une valeur très faible pourrait ralentir l'évolution, alors qu'une très grande valeur pourrait perturber l'évolution.



- **Mutation Gaussienne adaptative (La règle 1/5)** : Afin de pouvoir gérer d'une façon meilleure le compromis exploration ( $\sigma$  grand), exploitation ( $\sigma$  petit), Rechenberg [113] a proposé la mutation adaptative suivant la règle 1/5, par laquelle  $\sigma$  est contrôlée et mise à jour à chaque génération. Dans cette règle, la probabilité des mutations réussies (la performance de l'individu après la mutation est meilleure que sa performance avant la mutation)  $P_s$ , est calculée et ensuite la déviation standard  $\sigma$  est ajustée pour la génération  $i$  suivant :

$$\sigma_i = \begin{cases} \sigma_{i-1} \times fact & \text{si } P_s < 0.2 \\ \sigma_{i-1} / fact & \text{si } P_s > 0.2 \\ \sigma_{i-1} & \text{si } P_s = 0.2 \end{cases} \quad (4.4)$$

Où *fact* est le taux d'adaptation de la déviation standard. Selon Schwefel [110], la meilleure valeur de ce taux est de 0.83

- **Mutation Log-Normale auto-adaptative isotrope** : Le schéma de mutation le plus utilisé pour les stratégies d'évolution, est la mutation log-normal dans laquelle la déviation standard est directement gérée par la SE. Ainsi les individus deviennent des vecteurs  $(x, \sigma)$ , et la mutation log-normale isotrope est transformée comme suit :

$$\sigma' = \sigma * \exp(\tau * N_j(0,1)) \quad (4.5)$$

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, x'_i = x_i + N_j(0, \sigma') \quad (4.6)$$

La valeur de l'optimum,  $\tau \approx (\sqrt{n})^{-1}$  est le choix optimal pour maximiser la vitesse de convergence [114].

## 5. La sélection et la pression sélective

L'opérateur de sélection permet de choisir les individus à survivre selon leurs performances, qui vont se reproduire par croisement et mutation. La sélection constitue un opérateur principal dans la reproduction, qui permet d'accentuer la présence des meilleurs individus dans la population, dans une tentative d'aider l'algorithme à converger et en même temps à maintenir la diversité de la population afin d'éviter la convergence prématurée.

La sélection d'un super individu ayant une valeur de fitness largement supérieur aux autres individus peut influencer la pression sélective vis-à-vis de la diversité, et de ce fait mener à une convergence prématurée.

L'analyse des schémas de sélection, a montré que le changement dans la fonction fitness moyenne à chaque génération est une fonction de la variance des fitness de la population. A chaque génération, cette variance est réduite et ceci est du à deux facteurs. Le premier est la pression sélective, qui produit des copies multiples des membres de la population les plus convenables, alors que le deuxième facteur est indépendant de la fitness et du à la nature

stochastique de l'opérateur de sélection. La perte de la variance de fitness dans la population due à la dérive génétique, a un effet direct sur la performance de l'algorithme. En découplant l'effet de la pression sélective, on peut voir directement l'effet de la dérive génétique [115].

Les méthodes de sélection tentent d'avoir une pression sélective modérée, par rapport à la diversité de la population. Plusieurs méthodes sont exposées en littérature, parmi lesquelles on présente ici, les plus connues :

## 5.1. Sélection proportionnelle

### 5.1.1. La Roue de la fortune (Roulette Wheel Selection : RWS)

Cette technique de sélection qui est la première technique utilisée par les AGs, évoquée par Goldberg [88], est basée sur un principe simple, simulant le tirage aléatoire utilisé dans les roulettes de casinos avec une structure linéaire. Ici la roue de loterie comporte des sections qui ont une taille proportionnelle aux valeurs d'adaptation des individus de la population. Pour une sélection pareille, la roulette doit être tournée et va s'arrêter sur une position précise, qui présentera l'individu sélectionné aléatoirement. Ceci nécessite le calcul de la somme partielle des valeurs d'adaptation. On tire ensuite un nombre aléatoire de distribution uniforme entre 0 et 1, multiplié par la somme précédente. Cette valeur représente la limite inférieure de la position de la bille sur la roue de la loterie. Pour déterminer la valeur de l'individu sélectionné, la roue de loterie est explorée jusqu'à ce que la somme partielle soit supérieure ou égale à la valeur d'arrêt et le dernier individu, dont la fonction d'évaluation vient d'être ajoutée, est sélectionné. Quoique cette méthode est basée sur un choix aléatoire d'une position sur une roue de loterie, la sélection d'un individu dans ce cas est largement liée à sa fonction fitness, ce qui aboutira certainement à favoriser la domination d'un « super individu », et la perte de la diversité de la population au cours de l'évolution de l'AG, liée au fait que les bon individus, ayant une forte fitness seront privilégiés au détriment des individus moins fort.

Cette méthode, calcul la probabilité de sélection d'un individu en utilisant directement la fitness des individus. Si on suppose que  $f_i$  où  $1 \leq i \leq n$ , est la fonction fitness d'un individu  $i$  dans la population de  $n$  individus, alors la probabilité de sélectionner un individu  $i$  comme étant un parent est :

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j} \quad (4.7)$$

### 5.1.2. Echantillonnage universel stochastique

La sélection à la roulette avec reste stochastique, ou (stochastic universal sampling : SUS) proposée par Baker en 1987 [116], est une méthode modifiée de la RWS, qui tend à diminuer la variance dans la sélection par RWS afin d'éviter la dérive génétique. Comme précédemment, on considère une roulette partitionnée en autant de zones qu'il y a d'individus dans la population et chaque partition est proportionnelle à la performance d'un individu. Dans ce cas en partant d'un point d'origine choisi aléatoirement, on sélectionne un nombre fixe d'individus sur un ensemble de positions (points) équidistantes.

### 5.1.3. Reste stochastique sans remplacement

Dans le cas de population réduite, une autre approche est évoquée par Goldberg [87], afin d'éviter la dérive génétique. Cette approche est la sélection du reste stochastique sans remplacement (Stochastic remainder without replacement). Son principe est basé sur :

- Pour chaque individu de la population courante, on calcule le rapport  $r_i$  de sa fitness sur la moyenne des fitness.
- Chaque individu est reproduit exactement  $e(r_i)$ , où  $r_i$  présente la partie entière du rapport  $r_i$  calculé précédemment.
- La RWS est appliquée sur les individus affectés des fitness  $r_i - e(r_i)$ .

## 5.2. Sélection par rang

Lorsque la valeur d'adaptation des individus dans une population varie énormément, la méthode de la roulette mène à une stagnation de l'évolution et la domination du « super-individu ». Une autre variante qui est la sélection par rang est proposée dans la littérature. Dans cette technique, les individus sont classés suivant un rang dans la population, triés par ordre décroissant de la performance. Ensuite une probabilité de sélection est affectée à chaque individu proportionnellement à son rang suivant la forme :

$$P(\vec{x}_i) = \frac{\text{Rang}(\vec{x}_i)}{\sum_j^n \text{Rang}(\vec{x}_j)} \quad (4.8)$$

### 5.3. Sélection par tournoi

Le principe de la sélection par tournoi, est basé sur la participation de plusieurs individus d'un nombre fixe ( $q$ ), choisis aléatoirement dans un tournoi et le meilleur gagne. Le nombre de tournoi effectué, correspond exactement au nombre d'individus sélectionnés. L'efficacité de cette technique pour mener à bien la convergence de l'AG est liée principalement au nombre d'individus qui participent au tournoi, plus il est grand plus la pression sélective est élevée. D'autres variantes de la méthode du tournoi existe, parmi lesquelles le tournoi de Boltzman [107].

## 6. Le remplacement

Cette étape détermine la façon par laquelle les parents dans la génération actuelle sont remplacés par de nouveaux individus, reproduits suivant les étapes précédentes avec une éventuelle participation des parents et ceci dans le but d'avoir une nouvelle génération.

Il est nécessaire de maintenir un certain taux d'élitisme, tout simplement pour ne pas perdre la mémoire des bons individus visités. Les stratégies usuelles de remplacement consistent à maintenir un pourcentage donné des meilleurs individus de la population courante dans la population suivante.

### 6.1. Le remplacement Générational

Dans ce type de remplacement,  $n$  parents produisent  $n$  enfants, ce qui va remplacer entièrement les  $n$  parents pour former une nouvelle génération. Dans ce cas la durée de vie d'un individu est une seule génération. Ce type de remplacements était utilisé dans les AGs standards, puis DeJong [86] a proposé d'utiliser un paramètre représentant le taux de remplacement à chaque génération  $G$  (Génération Gap). La plus grande valeur que peut prendre ce paramètre est  $G=1$ , et pour laquelle toute la génération parente est remplacée par la population enfants.

### 6.2. Le remplacement Déterministe

Le remplacement déterministe, est généralement utilisé dans les stratégies d'évolution. Son caractère purement déterministe lui donne un rôle important dans l'évolution, étant donné qu'il guide la recherche vers les zones des meilleurs individus. Il opère en sélectionnant les  $\mu$  ( $1 < \mu \leq \lambda$ ) meilleurs individus parmi :

- L'union des  $\mu$  parents et  $\lambda$  descendants: Le schéma SE- $(\mu+\lambda)$ .
- Seulement les  $\lambda$  descendants: Le schéma SE- $(\mu, \lambda)$ .

La stratégie  $(\mu, \lambda)$ , indique que les  $\mu$  parents créent une population de  $\lambda$  descendants ( $\lambda > \mu$ ), par les moyens de croisement et de mutation. Les meilleurs  $\mu$  enfants sont sélectionnés d'une manière déterministe pour remplacer les parents. Ce mécanisme n'est pas élitiste, ce qui permet que le meilleur individu à la génération  $(t+1)$ , peut avoir une performance inférieure à celle du meilleur individu de la génération  $(t)$  [117]. Différemment de la stratégie  $(\mu, \lambda)$ , la stratégie  $(\mu+\lambda)$  est élitiste. Malgré qu'au début la stratégie  $(\mu, \lambda)$  était préférée, des tests expérimentaux récents effectués par Schwefel, indiquent que SE- $(\mu+\lambda)$  donne des résultats qui sont aussi bien ou même meilleurs que ceux de la stratégie  $(\mu, \lambda)$  dans pas mal d'applications pratiques [118].

Dans la stratégie  $(\mu+\lambda)$ ,  $\mu$  parents peuvent participer à la reproduction de  $\lambda$  descendants. Alors les  $(\mu+\lambda)$  individus seront réduits à  $\mu$  individus de la génération suivante par sélection. Les étapes principales de la stratégie  $(\mu+\lambda)$  peuvent être décrites par [119]:

1. Génération de la population initiale des  $\mu$  individus aléatoires,
2. Sélection aléatoire de deux individus de la population comme des parents, suivant une distribution uniforme,
3. Croisement des deux parents pour produire un descendant par une recombinaison discrète.
4. Mutation de l'enfant en lui additionnant un bruit Gaussien,
5. Répétition des étapes 2 et 4,  $\lambda$  fois,
6. Elimination des  $\lambda$  individus qui ont la fitness la plus faible, parmi les  $(\mu+\lambda)$  individus et ainsi, l'obtention d'une nouvelle génération.
7. Répétition des étapes 2 à 6 jusqu'à ce qu'un certain critère soit satisfait.

## 7. Conclusion

Introduits dans les années soixante-dix, les algorithmes évolutionnaires sont relativement récents, et de ce fait leurs fondements théoriques sont encore en cours de développement. Ces techniques sont considérées comme des solutions aux limites imposées par les méthodes classiques, qui nécessitent la continuité et la dérivabilité de la fonction à optimisée.

Les AEs sont des techniques d'ordre zéro, ce qui signifie que du point de vue optimisation, seul la connaissance de la fonction à optimiser est nécessaire. Aussi, vu que les espaces de recherche sont généralement très vastes, les méthodes basées sur les gradients sont souvent piégées dans des optimums locaux, ce qui peut être évité par les AEs.

Malgré la grande vogue des AEs dans un grand nombre de domaines, que ce soit pour les AGs ou pour les SEs, ces derniers présentent de nombreux inconvénients. En effet, malgré l'apparente simplicité d'un processus évolutionnaire, il est très sensible aux choix algorithmiques et paramétriques et donc il est très difficile, voire impossible d'implémenter un AE réussi sans une très bonne connaissance du problème étudié. En plus, nous ne pouvons oublier de mentionner que les AEs sont très coûteux en temps de calcul.

## Chapitre 5

### Optimisation du Seuil de Détection CFAR Par les Algorithmes Génétiques

#### 1. Introduction

---

L'utilisation des détecteurs multiples avec un centre de fusion a pris une place importante dans les systèmes de surveillance, telle que les systèmes à taux de fausse alarme constant (CFAR). Cet objectif a attiré l'attention de plusieurs auteurs qui ont consacré une grande partie de leurs études à ce genre de systèmes. Un premier essai a été effectué par Barkat et Varshney dans [61], et par lequel ils ont développé la théorie de la détection CA-CFAR en utilisant deux détecteurs avec un centre de fusion, selon les deux règles AND et OR dans un environnement homogène. Les résultats ont montré une amélioration de la performance pour les systèmes distribués à détecteurs multiples avec un centre de fusion, par rapport aux systèmes à un seul détecteur. Cependant dans un environnement non homogène, où les puissances du bruit et du clutter dans chaque détecteur sont inconnues et éventuellement variables, la performance du détecteur CA-CFAR se dégrade considérablement. Ainsi, elle devient médiocre dans un environnement non homogène, représenté par soit un effet de bord de clutter soit par la présence de cibles interférentes.

Le détecteur OS-CFAR déjà cité dans le chapitre 3, a été proposé par Rohling [30] comme une solution aux problèmes liés à un environnement non homogène. Pour estimer la performance de la détection CFAR dans les deux environnements homogène et non homogène, une étude comparative entre le CA-CFAR et l'OS-CFAR dans [67], a montré que dans le cas non homogène et pour plusieurs scénarios, consistant en des environnements de cibles interférentes et de bord de Clutter, la performance du CFAR distribué s'améliore énormément si le système OS-CFAR est utilisé à la place du système CA-CFAR. Aussi une autre étude a montré que pour une situation où la non homogénéité est liée à la présence d'un nombre fixe de cibles interférentes, la performance du détecteur CMLD est robuste par rapport à la performance du OS-CFAR [37].

#### 2. Problématique

Le développement mathématique de la probabilité de détection globale et de la probabilité de fausse alarme globale dans un système qui contient deux détecteurs, pour un test de

Neyman-Pearson au centre de fusion des données, donne un système d'équations non linéaires. D'une part, ce système est difficile à résoudre, d'autre part le problème de l'optimisation du seuil de détection représente une partie importante d'un problème global vers l'amélioration de la qualité de la détection où plusieurs méthodes mathématiques ont été proposées dans la littérature. Parmi ces méthodes on peut citer la méthode itérative de Newton-Raphson combinée avec la méthode de bisection [120]. Cependant l'inconvénient majeur de cette méthode est la nécessité d'avoir une solution initiale, aussi du fait qu'elle peut traiter seulement des fonctions à une seule variable, plusieurs paramètres doivent être fixés alors qu'un seul paramètre peut varier, ce qui pourrait mener à une solution non globale. Cette situation devient de plus en plus compliquée, lorsque le nombre de cellules dans le détecteur ou bien le nombre de détecteurs lui-même dans le système augmente. Quelques travaux ont proposé les algorithmes génétiques comme solution à ce genre de problèmes, afin d'obtenir l'optimum global [121, 122].

Le prochain paragraphe traite une comparaison entre plusieurs schémas de croisement pour deux différentes techniques de remplacement. La performance du système est évaluée à partir de l'amélioration de la probabilité de détection globale suivant la variation de la probabilité de fausse alarme globale. Plusieurs tests ont été effectués et les résultats de simulation sont alors présentés.

La troisième partie est consacrée à une optimisation du seuil de détection CFAR dans un environnement non homogène, caractérisé par la présence de cibles interférentes. Ainsi la performance du système est analysée dans différentes situations. Enfin une conclusion est présentée dans le but d'interpréter les résultats trouvés dans ce chapitre.

### **3. Comparaison entre schémas de croisement et techniques de remplacement**

Dans cette partie d'étude, nous considérons une solution basée sur les AGs pour les systèmes à base de détecteurs locaux OS-CFAR et CMLD. On suppose que la cible suit le modèle de Rayleigh dans un environnement homogène avec des observations du signal qui sont supposées être indépendantes d'un détecteur à l'autre. Différents schémas de croisement (BMW, AFP et EMS) sont utilisés avec deux techniques de remplacement suivant les stratégies  $(\mu, \lambda)$  et  $(\mu+\lambda)$ , afin de comparer leurs performances et de pouvoir déterminer le plus efficace pour les systèmes distribués CFAR.

#### **3.1. Schémas de croisement**

L'étape de reproduction présente une grande partie d'un AG, dans laquelle les parents sélectionnés sont utilisés pour générer des descendants. Les deux principales opérations de la reproduction sont le croisement et la mutation.

Indépendamment de ce qui a été proposé dans la littérature des AGs, concernant la sélection et les schémas de croisement, trois méthodes ont été proposées dans un premier travail concernant la correction des défaillances dans les rangs d'antenne [123]. Ce travail a abouti à une conclusion qui a présenté le schéma EMS comme étant le meilleur parmi les trois. Ce schéma a été alors proposé dans une première application des AGs dans les systèmes distribués CFAR [122]. Dans le même contexte nous proposons de notre part de tester ces trois méthodes de sélection dans le cas d'un système distribué OS-CFAR et CMLD, pour deux techniques de remplacement.

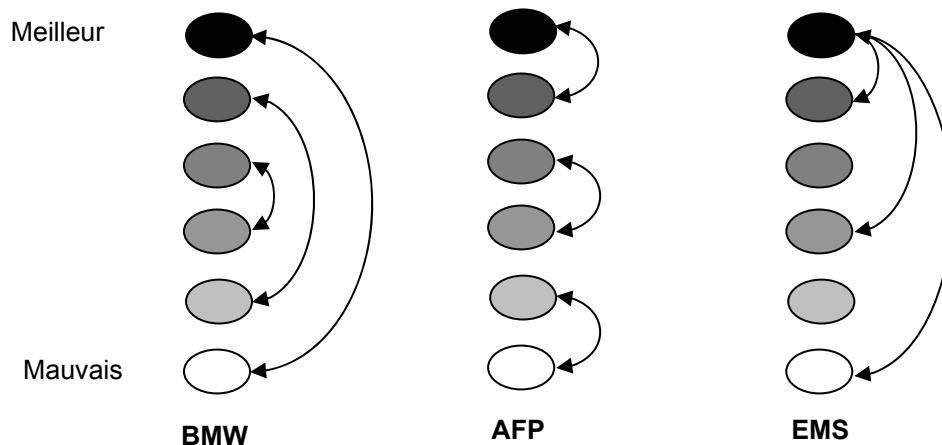


Fig. 5.1 Les trois différents schémas de croisement

### 3.1.1. Schéma BMW

BMW représente l'abréviation de l'anglais "Best Mate Worst", ce qui signifie que le meilleur individu de la population va se joindre au plus mauvais, le second meilleur au second mauvais ...etc, comme représenté sur la figure 5.1.

Le schéma BMW répartit efficacement le matériel génétique supérieur dans chaque population. Il est au maximum disruptif, mais les faibles individus avec n'importe quelle spécificité désirée, ont une chance de produire des descendants avec de forts partenaires. Ainsi il se penche à réduire la différence en fitness entre les meilleurs individus et les mauvais, avec une faible tendance pour un groupe élitiste.

### 3.1.2. Schéma AFP

Pour l'AFP (Adjacent Fitness Pairing), deux individus qui ont une fitness adjacente sont croisés (Figure 5.1), ce qui fait que le meilleur individu se croise avec le second meilleur et le troisième meilleur avec le quatrième et ainsi de suite. Ce schéma est extrêmement conservatif de l'information génétique, mais il peut résulter en une convergence prématurée.



Cependant, il assure l'union des individus forts ce qui donne des descendants qui peuvent s'avérer à être plus adaptés que leurs parents.

### 3.1.3. Schéma EMS

Dans le cas de l'EMS (Emperor Mate Selective), le meilleur individu se croise avec chaque individu pair dans la population comme représenté sur la figure 5.1. Généralement, si un ou plusieurs solutions approchées sont ajoutées à la population initiale, alors l'EMS produit le meilleur chromosome entre les trois méthodes. Il est le seule schéma de croisement qui permet aux meilleurs individus de se croiser librement avec pratiquement tout le reste de la population [121].

## 3.2. Techniques de remplacement

Le remplacement est la manière par laquelle la  $(n+1)^{ième}$  génération est constituée à partir de la  $n^{ième}$  génération. La technique de remplacement simpliste, appelée aussi le remplacement générationnel, utilisée principalement dans les AG standard, est la technique par laquelle la population des descendants remplace entièrement la population parente. Cependant, cette technique a été expérimentalement et théoriquement déboutée dans le cadre des applications d'optimisation [124]. Les techniques usuelles de remplacement consistent à maintenir un pourcentage donné des meilleurs individus de la population courante dans la population suivante, pour maintenir un certain taux d'élitisme afin de guider la recherche vers les zones des bons individus.

A cet effet, De Jong [88, 107] a introduit le saut de génération "Generation gap", défini entre '0' et '1' par lequel on peut obtenir des populations disjointes, afin de pouvoir augmenter la durée de vie des meilleurs individus. D'un autre côté, dans les approches de type stratégies d'évolution, le remplacement déterministe a aussi été utilisé. Il est présenté sous deux formes principales, la technique de remplacement liée à la stratégie  $(\mu, \lambda)$  et celle liée à la stratégie  $(\mu+\lambda)$  [107].

Du fait qu'on utilise un AG réel, nous avons préféré l'utilisation d'un remplacement déterministe élitiste suivant les deux stratégies d'évolution citées précédemment.

## 3.3. Optimisation dans le cas homogène

### 3.3.1. Choix des différents paramètres

Pour un test de Neyman-Pearson on définit la fonction objective, ou fonction fitness par la formule:

$$Fitness(N_i, K_i, T_i) = abs(1 - Pd) + \frac{1}{\alpha_0} abs(Pfa - \alpha_0) \quad (5.1)$$

Où :

$N_i$  est le nombre de cellules;  $K_i$  est l'ordre du rang choisi pour l'estimation du bruit et  $T_i$  est le facteur multiplicatif du seuil, au  $i^{\text{ème}}$  détecteur.  $\alpha_0$  est la probabilité de fausse alarme désirée.  $P_d$  et  $P_{fa}$  sont respectivement les probabilités de détection et de fausse alarme globales.

La population initiale est composée de 100 chromosomes aléatoires, qui sont exprimés sous la forme :  $[K_1, K_2, \dots, K_n; T_1, T_2, \dots, T_n]$ , pour une valeur de  $N_i=32$ ,  $S_i=20_{\text{dB}}$ ,  $K_i \in [1 \ 32]$ ;  $T_i \in [0 \ 500]$  dans le cas du OS-CFAR et  $T_i \in [0 \ 100]$  dans le cas du CMLD. Pour constituer la première population, on prend une sélection aléatoire des deux paramètres  $K$  et  $T$  dans les intervalles de recherches spécifiés. Le croisement utilisé ici est un croisement linéaire pour lequel deux parents produisent deux enfants avec une probabilité  $P_c=1$ , en utilisant un croisement discret pour  $K$  et un croisement arithmétique pour  $T$ , sans mutation [125].

Nous supposons que tous les détecteurs sont identiques, avec des valeurs différentes du nombre de détecteurs  $n=2, 3$  et  $5$  dans chaque système. La règle de fusion AND a été utilisée comme règle de décision pour tester l'efficacité de l'algorithme génétique.

### 3.3.2. Résultats de simulation pour l'EMS, l'AFP et le BMW

La figure 5.2, représente la performance des trois schémas de croisement pour un remplacement suivant la stratégie  $(\mu, \lambda)$  appliqués à un système OS-CFAR, en variant la probabilité de fausse alarme désirée. Ce schéma montre que l'EMS est légèrement plus efficace sur tout l'intervalle des probabilités de fausse alarme, par rapport à l'AFP et le BMW. L'algorithme EMS a été aussi appliqué à un système à base de détecteurs locaux CMLD. La figure 5.3, représente cette comparaison et montre que la technique  $(\mu, \lambda)$  est plus efficace pour le détecteur OS-CFAR dans l'intervalle des probabilités de fausse alarme entre  $10^{-5}$  et  $10^{-4}$  alors qu'elle est meilleure pour le détecteur CMLD ailleurs.

Dans le but de comparer la performance du remplacement  $(\mu, \lambda)$ , à celle du remplacement  $(\mu+\lambda)$  pour les deux types de systèmes proposés dans cette partie, la performance des deux systèmes est tracée dans le cas d'un remplacement  $(\mu+\lambda)$ . La figure 5.4 montre que le remplacement suivant la stratégie  $(\mu+\lambda)$  améliore la performance du détecteur CMLD par rapport à l'OS-CFAR.

### 3.3.3. Variation suivant le SNR pour le schéma EMS

Afin de tester l'efficacité de l'AG dans un système qui contient plus de deux détecteurs, nous proposons ici l'étude de la variation de la  $P_d$  en fonction de la variation du SNR et du nombre de détecteurs dans un système à base de détecteurs locaux OS-CFAR [126]. L'AG-EMS, qui présente l'algorithme génétique utilisant un schéma de croisement EMS, est appliqué pour l'optimisation du seuil de détection pour différentes valeurs de la  $P_{fa}$ . Les meilleurs résultats ont été trouvés pour la règle de fusion OR et sont présentés suivant le nombre de détecteurs sur les figures 5.5-5.7.

Ces résultats montrent l'influence de la probabilité de fausse alarme sur la probabilité de détection globale, aussi l'augmentation du nombre de détecteurs dans le système améliore les résultats suivant la variation du SNR.

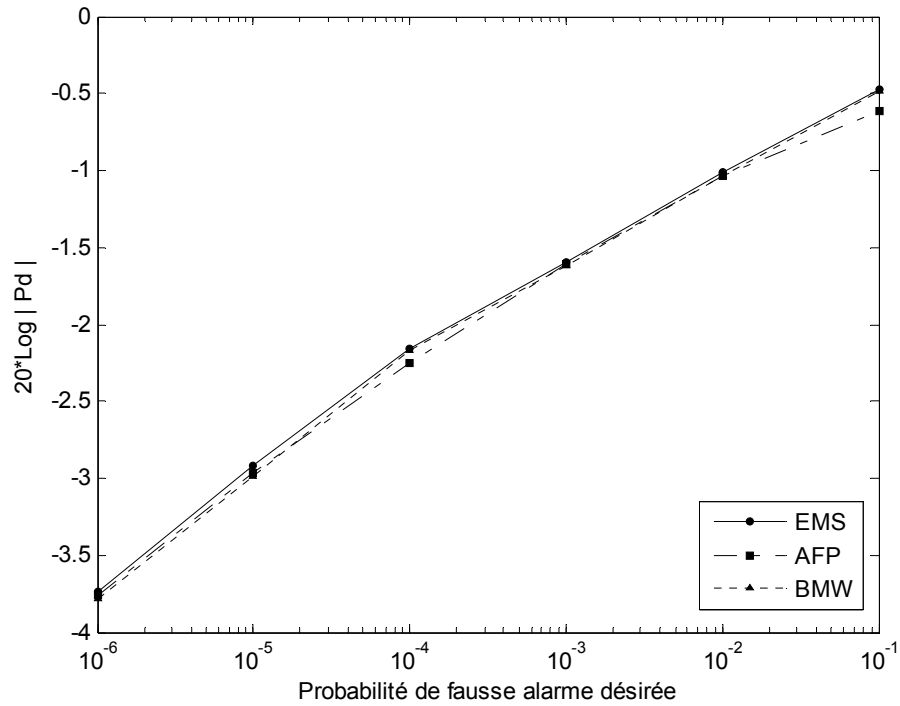


Fig. 5.2 Performance des trois types de croisement pour un remplacement ( $\mu, \lambda$ )

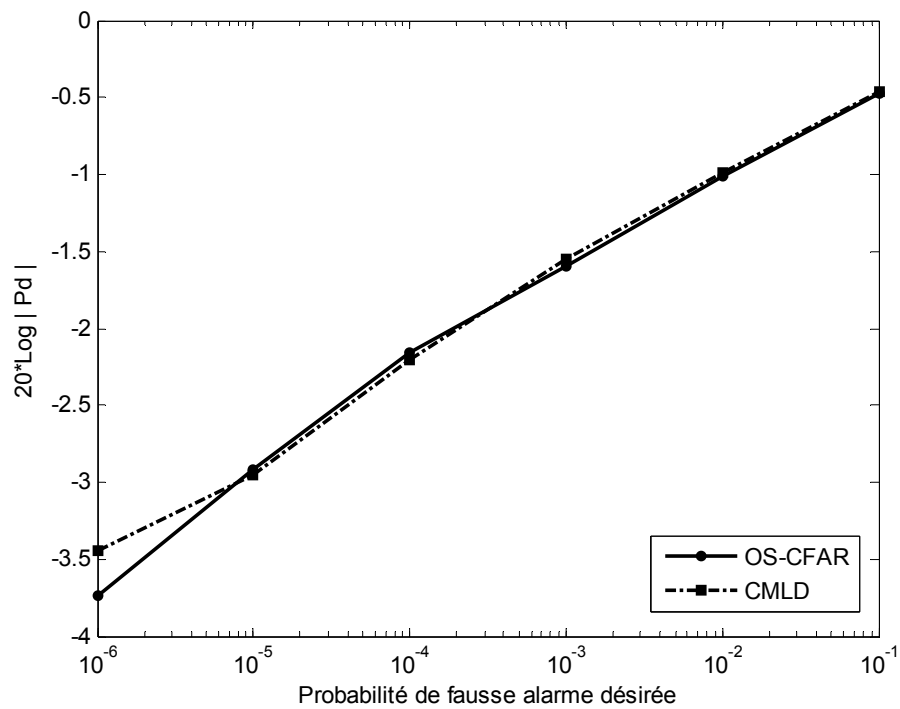


Fig. 5.3 Performance des détecteurs OS-CFAR et CMLD pour un remplacement ( $\mu, \lambda$ )

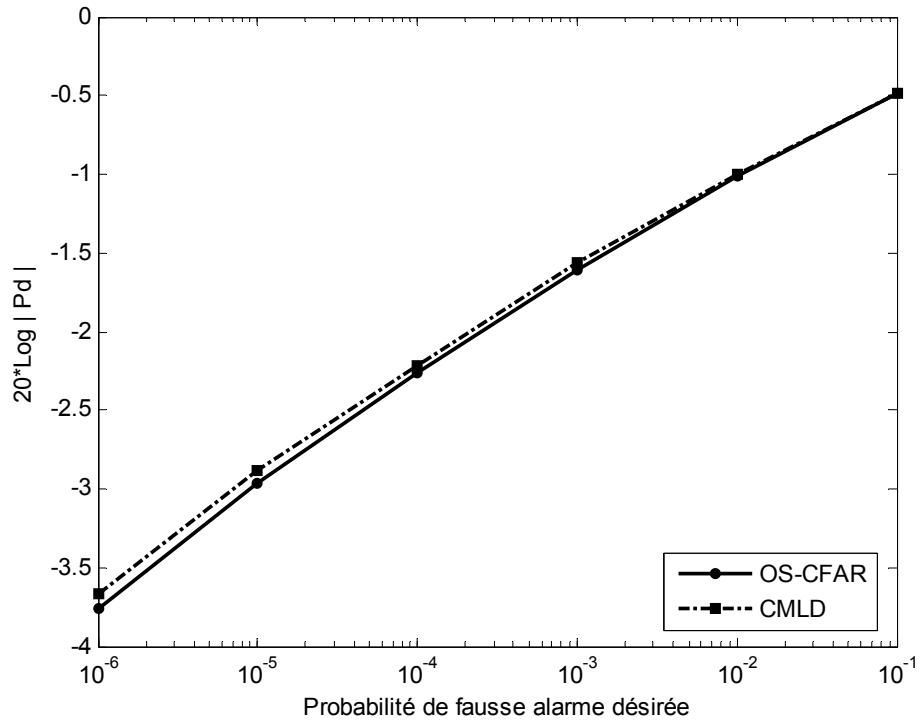


Fig. 5.4 Performance des détecteurs OS-CFAR et CMLD pour un remplacement ( $\mu+\lambda$ )

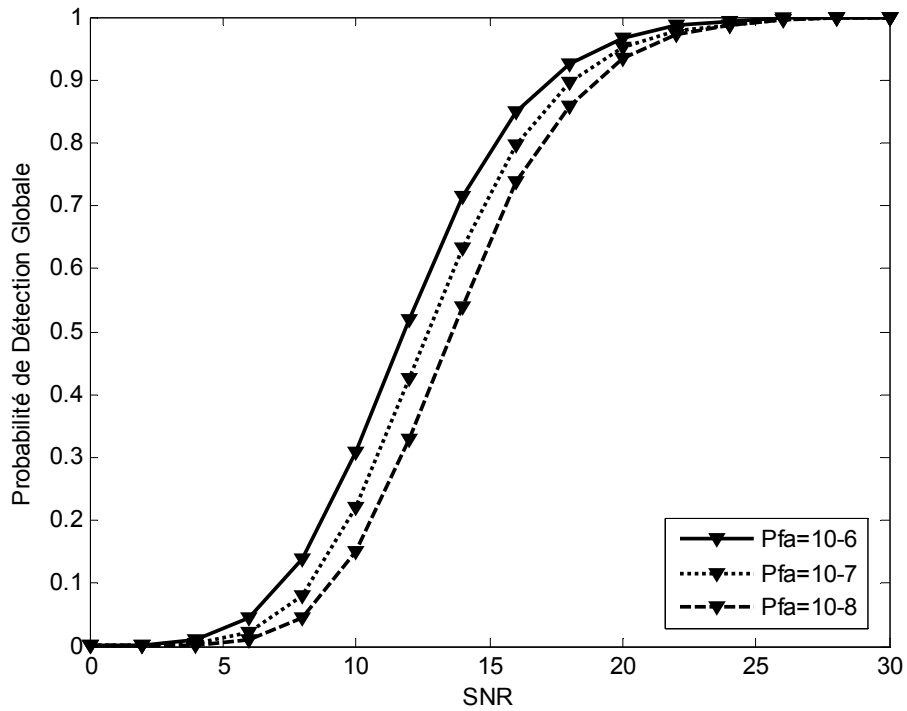


Fig. 5.5 La performance d'un système à base de 2 détecteurs

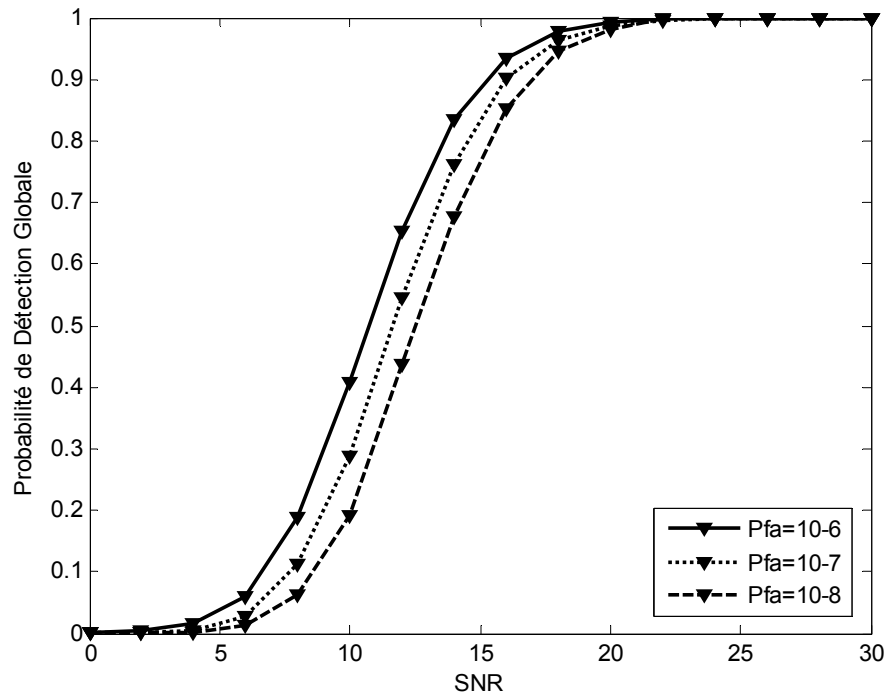


Fig. 5.6 La performance d'un système à base de 3 détecteurs

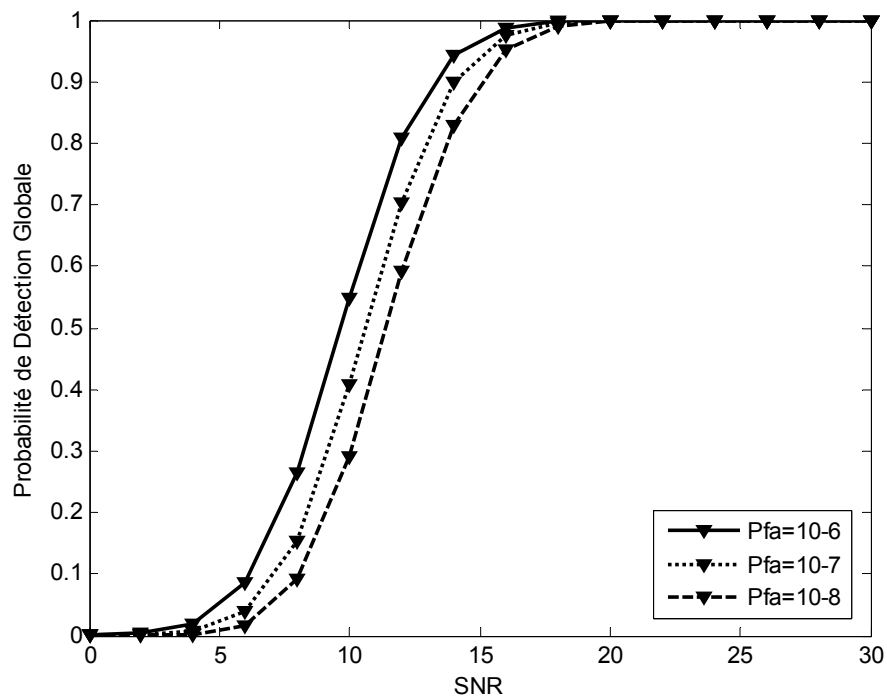


Fig. 5.7 La performance d'un système à base de 5 détecteurs

### 3.4. Optimisation dans un environnement non homogène

#### 3.4.1. Choix des différents paramètres

Afin d'analyser l'efficacité de l'AG pour une détection dans un environnement non homogène, on se propose d'appliquer un AG-EMS avec un remplacement élitiste

déterministe, à l'optimisation du seuil de détection pour un système distribué CFAR, dans un environnement non homogène. La non homogénéité due à une situation de cibles multiples, est représentée par l'apparition de cibles interférentes dans la fenêtre de référence.

Aussi les amplitudes de toutes les cibles interférentes sont supposées fluctuer suivant le modèle Swerling type I, avec un rapport d'interférence sur bruit total (INR)=SNR. Dans le cas des cibles multiples, le niveau du bruit estimé est plus haut que ses valeurs réelles, ce qui mène à un accroissement de la valeur du seuil local et de ce fait résulte en une diminution des taux de la fausse alarme. Cette situation engendre une diminution de la  $P_d$  et la  $P_{fa}$  globales, ce qui est appelé l'effet de masque.

Nous considérons deux différents systèmes de détection distribués à base des détecteurs locaux OS-CFAR et CMLD, utilisant les deux règles de fusion AND et OR en supposant une cible Rayleigh, pour des observations du signal qui sont indépendantes d'un détecteur à l'autre. Nous analysons alors la performance de ces systèmes dans différentes situations, suivant le nombre de cibles interférentes dans chaque détecteur. Le système comporte deux détecteurs non identiques  $N_1=12$  et  $N_2=16$ , pour une  $P_{fa}$  égale à  $10^{-4}$ . Le nombre de cellules a été choisi de telle façon à pouvoir proposer des situations de saturation avec un nombre raisonnable de cibles interférentes.

L'AG-EMS est appliqué pour un croisement linéaire avec une probabilité  $P_c=1$ , et une mutation Gaussienne avec une probabilité  $P_m=0.1$ , par utilisation d'un croisement discret pour K et un croisement arithmétique pour T. l'utilité de la mutation dans l'évolution de l'AG sera exposée dans le chapitre 6. L'évaluation des meilleurs individus est effectuée suivant la fonction objective de la formule (5.1).

### 3.4.2. Résultats de simulation pour le système OS-CFAR

La première application représentée par la figure 5.8, est dédiée à une comparaison entre la règle de fusion AND et la règle de fusion OR dans un environnement homogène. Ces résultats montrent une amélioration de la performance pour la règle de fusion OR par rapport à la règle AND sur presque tout l'intervalle de variation du SNR. Quoique, pour des valeurs du SNR inférieures à  $5_{dB}$ , la performance du système est inversée avec une faible différence entre les deux règles.

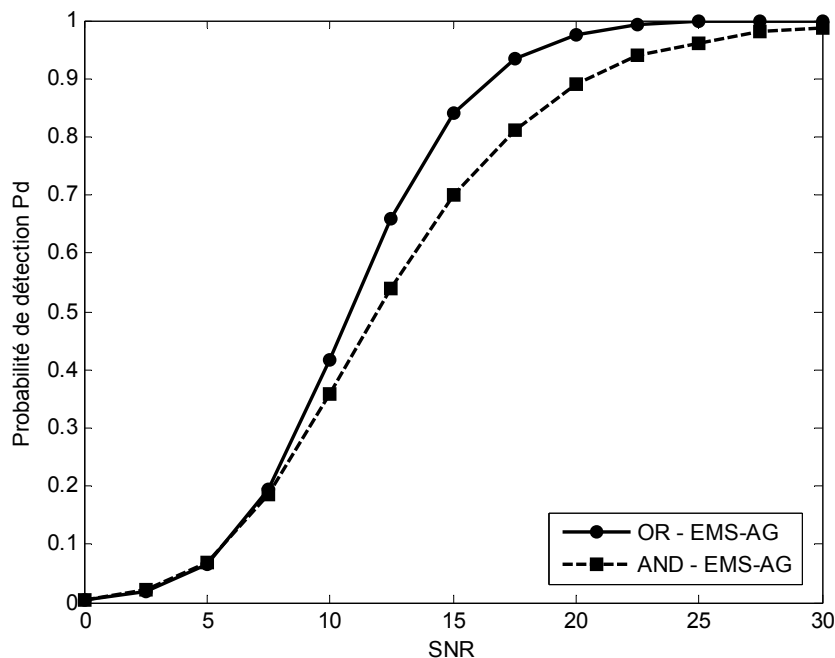
Dans un environnement non homogène avec supposition de présence de cibles interférentes, la performance de la  $P_d$  est analysée pour différentes situations. Dans ce cas, les cibles interférentes sont supposées avoir la même puissance moyenne ( $S/I=1$ ). Nous représentons ici trois cas parmi les cinq tests effectués.

Dans la figure 5.9, il est supposé que les deux détecteurs D1 et D2 contiennent 2 cibles interférentes à l'intérieur de leurs fenêtres de référence. Les tracés montrent que la règle de

fusion OR est toujours la meilleure avec une faible dégradation de la Pd et qui ne semble pas être remarquable entre les deux tracés des figures 5.8 et 5.9.

Dans la situation suivante, la saturation est supposée pour l'un des deux détecteurs D2, qui comporte cinq cibles interférentes alors que le premier détecteur D1 comporte deux, comme représenté sur la figure 5.10. La dégradation ici est plus remarquable que dans le cas précédent pour les deux règles de fusion, avec une conservation de la supériorité de la règle de fusion OR. Aussi il est à noter que la différence entre les deux règles de fusion est plus grande dans ce cas.

Enfin, le troisième cas d'étude représenté par la figure 5.11, où les deux détecteurs D1 et D2 sont saturés avec 5 cibles interférentes, montre une dégradation encore plus considérable liée à la saturation, qui affecte plus la Pd.



**Fig. 5.8 Comparaison entre les règles AND et OR pour le système OS-CFAR dans un environnement homogène**

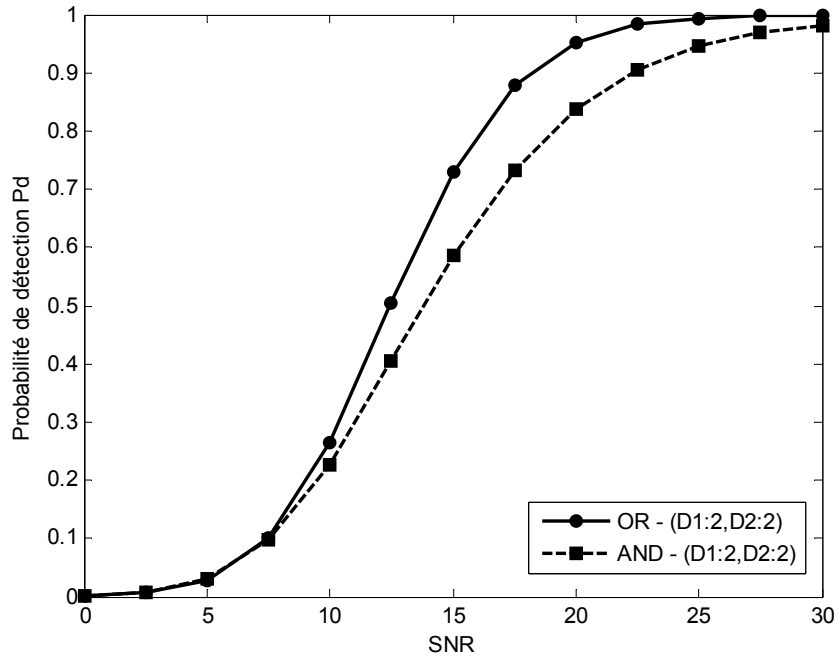


Fig. 5.9 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:2

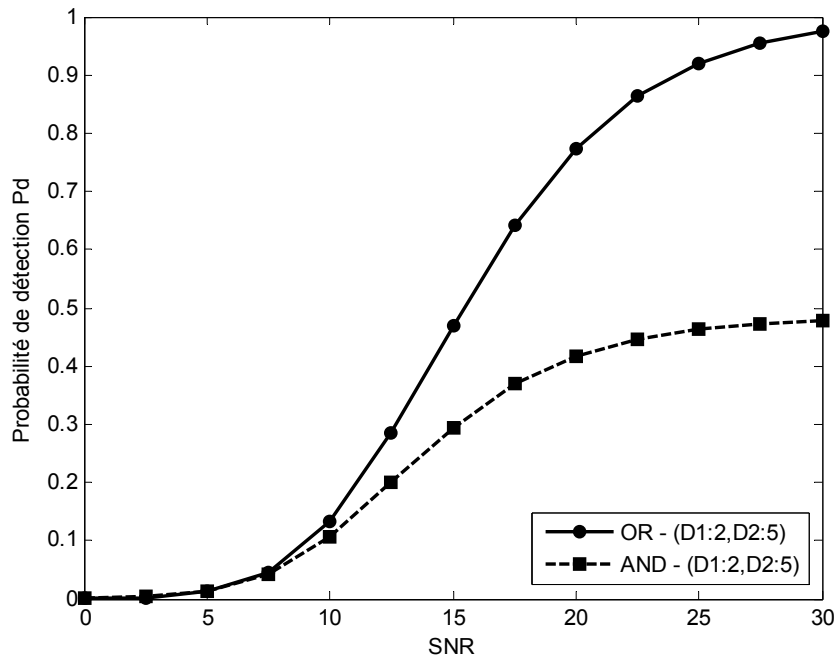


Fig. 5.10 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:5



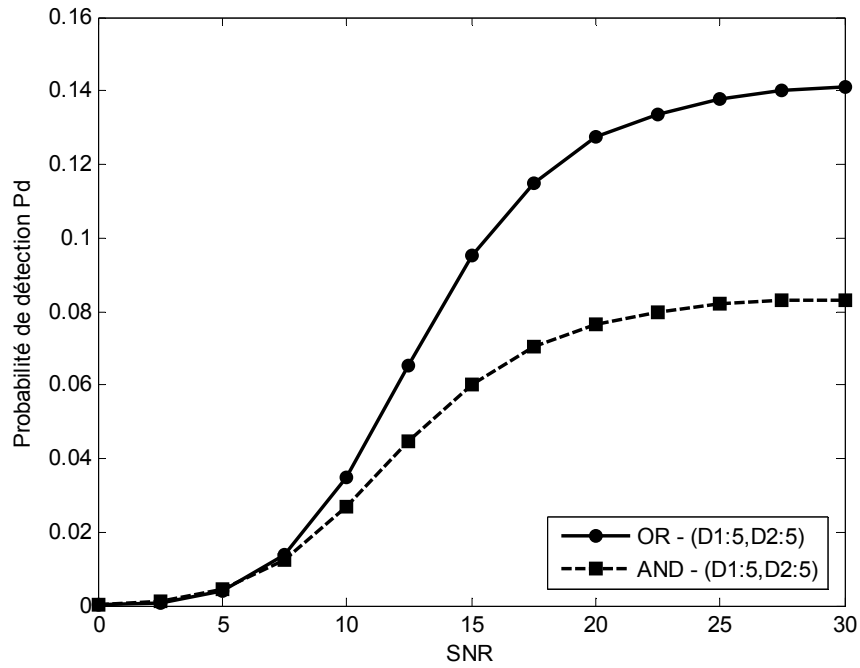


Fig. 5.11 La performance de la  $P_d$  dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:5

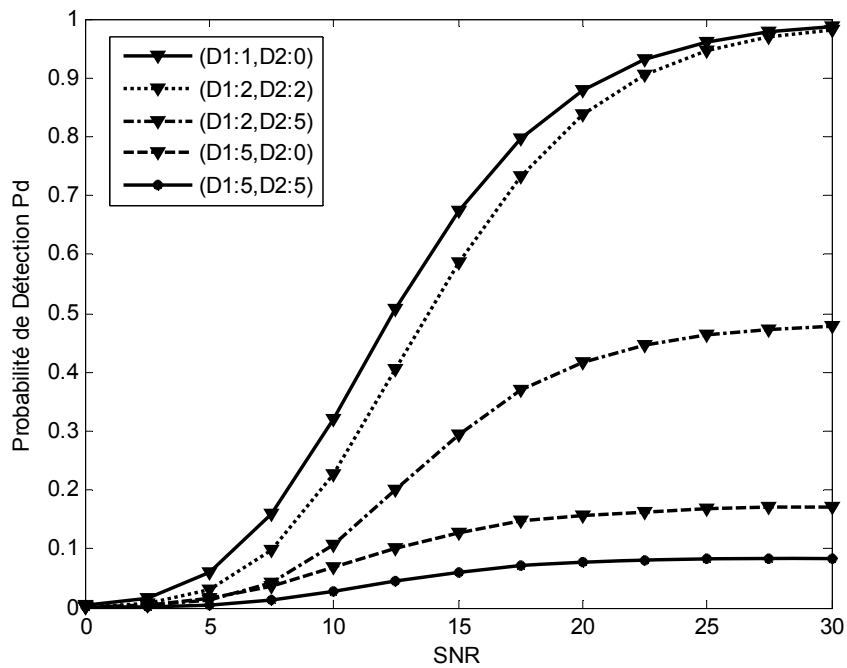
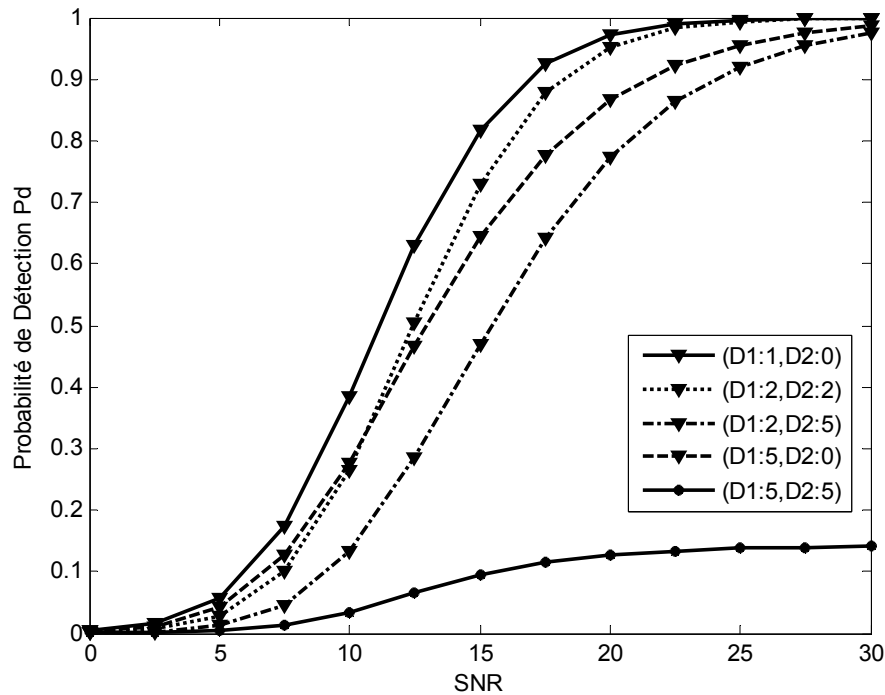
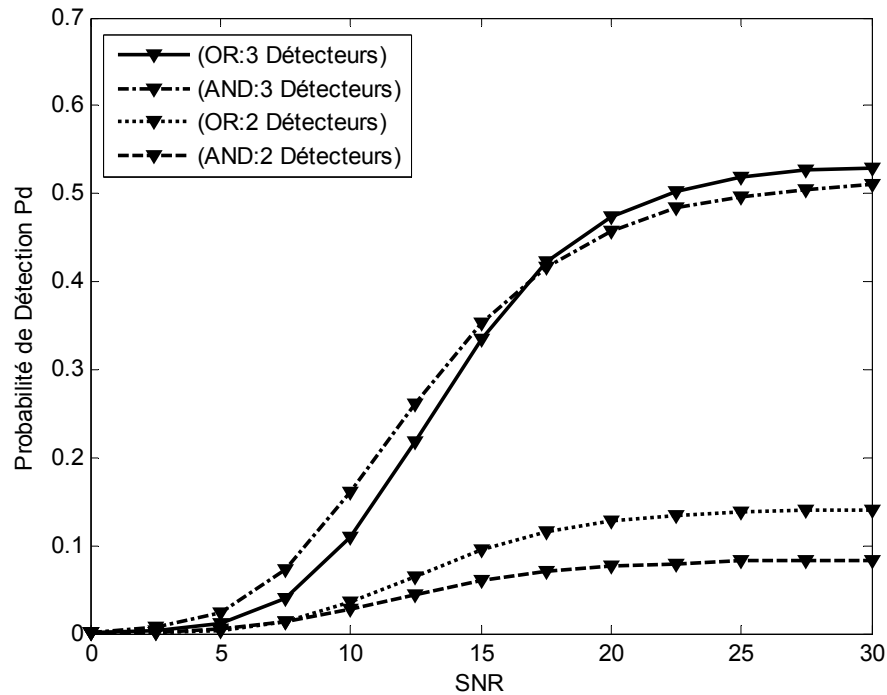


Fig. 5.12 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND



**Fig. 5.13 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR**

Dans le but de montrer l'influence du nombre de cibles interférentes sur la performance de la Pd dans un système distribué, nous avons comparé toutes les situations testées précédemment pour chaque règle de fusion. Pour la règle de fusion AND, en augmentant le nombre de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, la performance se dégrade d'une façon plus remarquable, comme représenté sur la figure 5.12. Néanmoins, pour la règle de fusion OR la différence entre la dernière situation et les autres cas est très remarquable. Aussi on peut noter qu'il y a une intersection entre le tracé de la seconde situation (D1 :2 ; D2 :2) et la quatrième situation (D1 :5, D2 :0) aux environs d'un SNR=10<sub>dB</sub>, où la Pd de la quatrième situation est meilleure que celle de la seconde avant cette valeur, et aussi meilleure que la troisième situation sur la totalité de l'intervalle SNR (Figure 5.13).



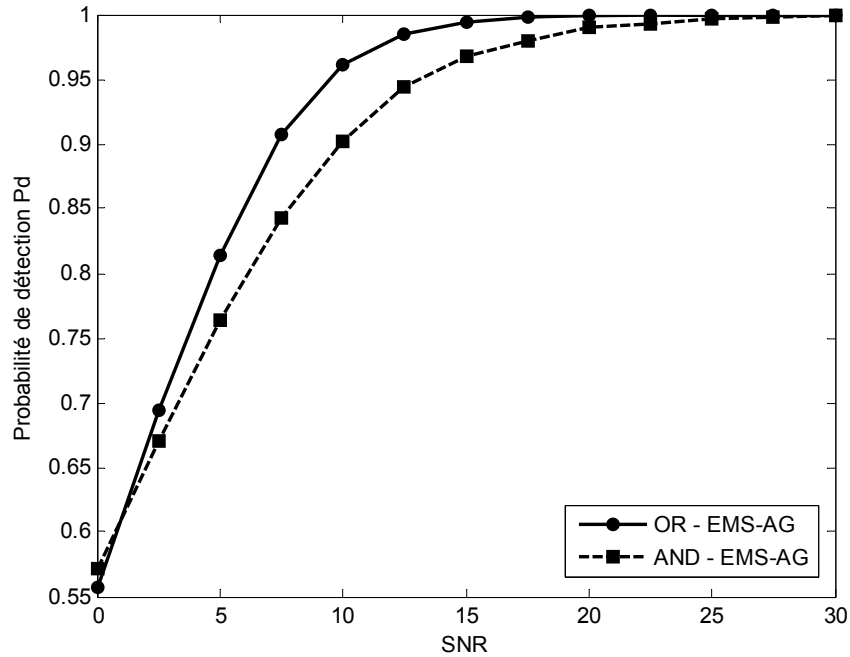
**Fig. 5.14 Comparaison entre un système à 2 détecteurs et un système à 3 détecteurs OS-CFAR**

Dans les étapes précédentes, nous avons considéré un système qui contient deux détecteurs, et afin de montrer l'influence du nombre de détecteurs sur la performance du système, aussi du fait que l'optimisation dans cette étude est effectuée à partir d'un AG qui résout le problème de l'optimisation globale dans un système qui contient plus de deux détecteurs, on se propose alors d'étudier un système qui contient 3 détecteurs. Le graphe de performance représenté par la variation de la Pd en fonction de la variation du SNR pour un système à trois détecteurs locaux OS-CFAR ( $N_1=12$  ;  $N_2=16$  et  $N_3=14$ ) pour le dernier cas de cibles interférentes est représenté sur la figure 5.14, avec une comparaison par rapport au système à base de deux détecteurs étudié précédemment.

Cette application a montré que l'addition d'un détecteur au système précédent, améliore considérablement la qualité de la détection avec maintien de la supériorité de la règle de fusion OR sur la règle de fusion AND, qui survient après une valeur du SNR égale à  $10_{dB}$ .

### 3.4.3. Résultats de simulation pour le système CMLD

Le deuxième système réalisé dans cette partie de notre travail, contient deux détecteurs locaux CMLD, pour lequel les mêmes étapes précédentes sont considérées.



**Fig. 5.15 Comparaison entre les règles AND et OR pour le système CMLD dans un environnement homogène**

De même que pour le système OS-CFAR dans un environnement homogène, comme représenté sur la figure 5.15, la supériorité de la règle de fusion OR est conservée. On peut aussi noter, que les résultats dans le cas du CMLD sont meilleurs avec des valeurs supérieures de la Pd pour un même SNR. De plus il y a une inversion dans les tracés au début du graphe, qui est plus accentuée par rapport au cas du système OS-CFAR, mais pour un SNR plus faible.

Pour différentes situations de cibles interférentes, la performance de la probabilité de détection globale est analysée comme représentée sur les figures 5.16-5.18. Contrairement au système OS-CFAR, la dégradation de la Pd avec l'augmentation du nombre de cibles interférentes est moins claire pour le système CMLD.

Dans le dernier cas pour lequel les deux détecteurs sont saturés, nous pouvons facilement noter que le point d'intersection entre les tracés des règles de fusion AND et OR et pour lequel il y a une inversion de la performance, excède  $5_{dB}$ .

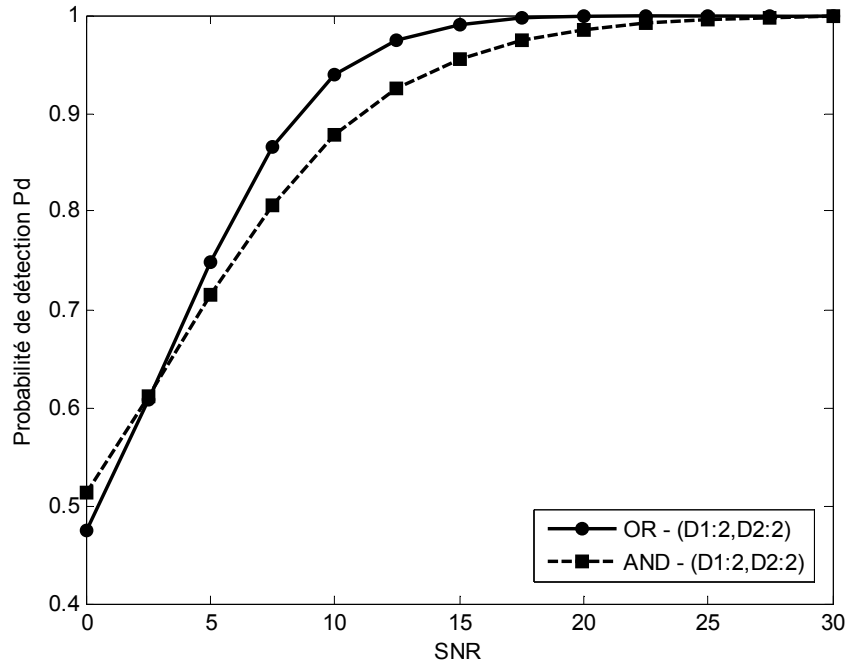


Fig. 5.16 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:2

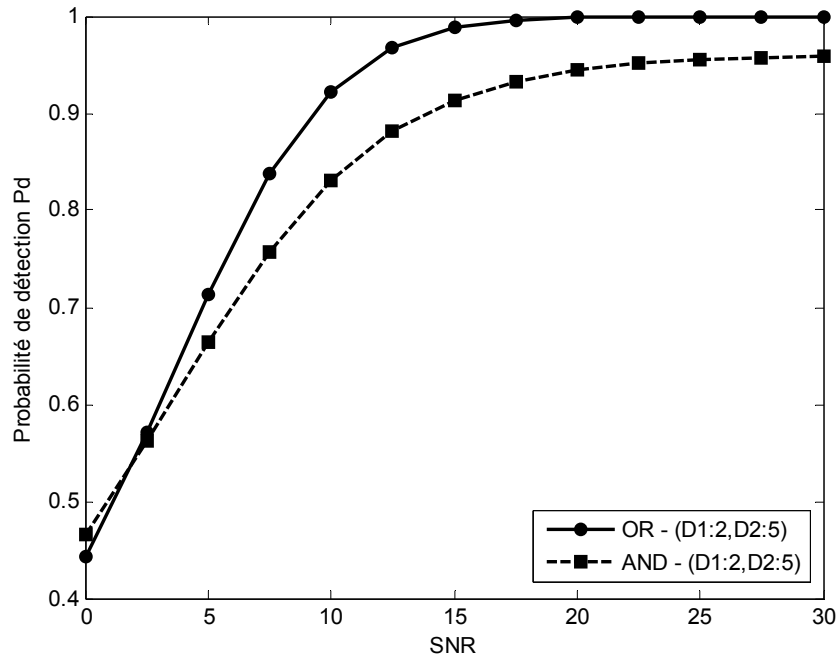


Fig. 5.17 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: D1:2 et D2:5

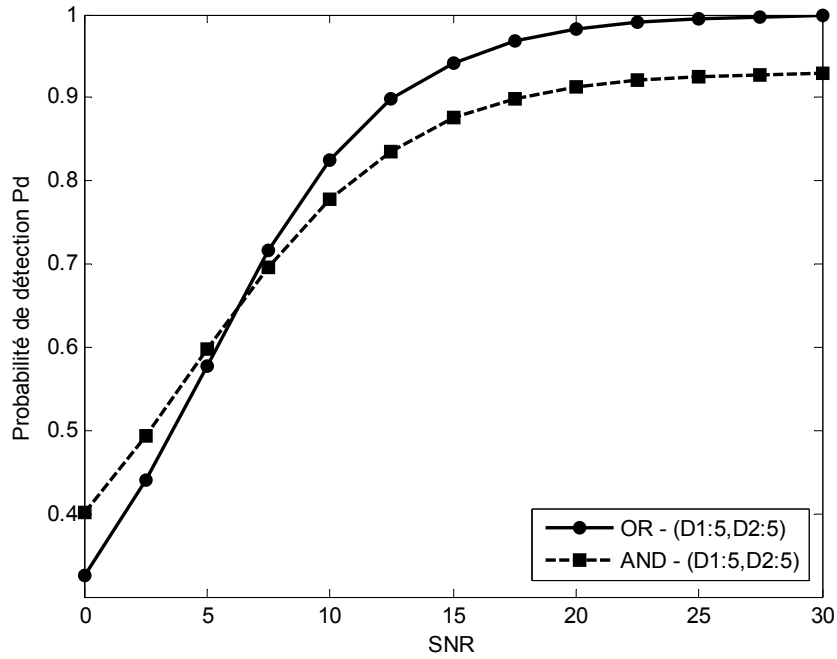


Fig. 5.18 La performance de la  $P_d$  dans le cas des cibles interférentes: D1:5 et D2:5

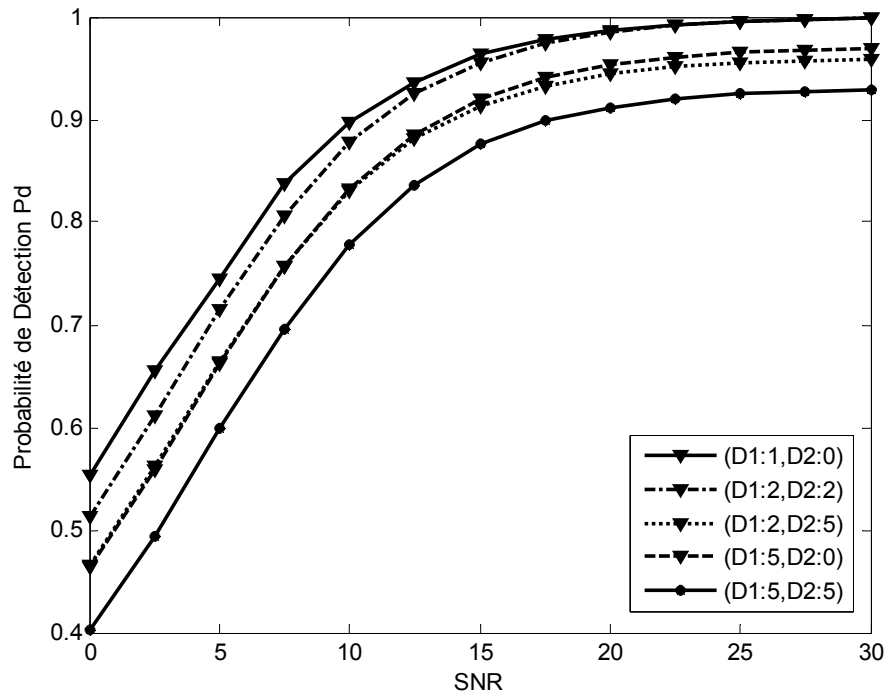


Fig. 5.19 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND

Les comparaisons entre les cinq situations testées dans cette étude pour le système CMLD et pour chaque règle de fusion sont représentées sur les figures 5.19 et 5.20.

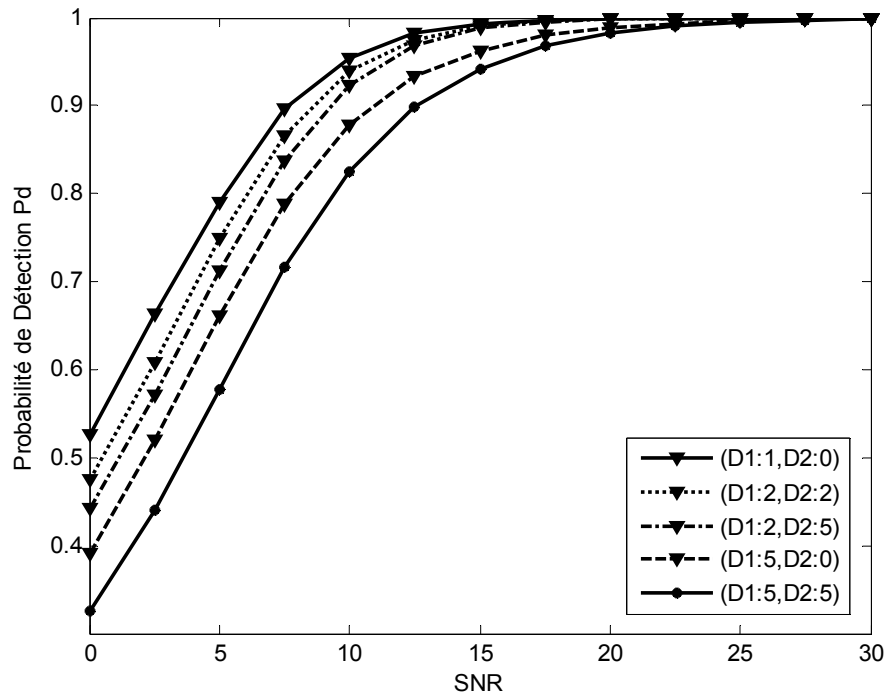


Fig. 5.20 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR

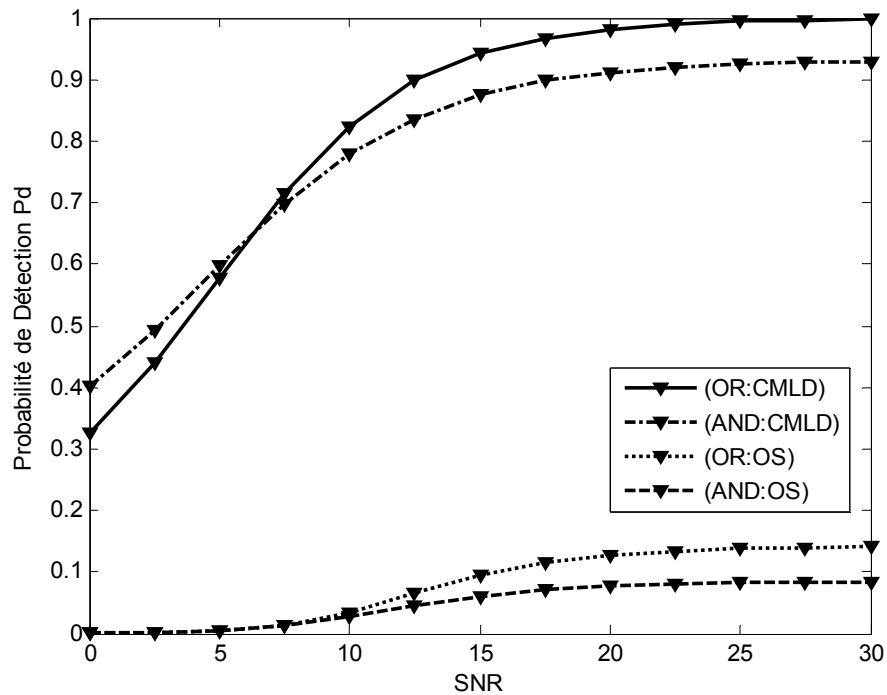


Fig. 5.21 Comparaison entre les systèmes OS-CFAR et CMLD pour le cas: D1:5 et D2:5

L'idée principale donnée par ces derniers résultats est que le système CMLD est meilleur que le système OS-CFAR dans un environnement non homogène lié à la présence de cibles interférentes. La figure 5.21 montre la différence entre les deux types de systèmes dans le cas de la saturation des deux détecteurs locaux.

## 4. Conclusion

Dans ce chapitre, trois schémas de croisement des AGs ont été proposés, pour une application à l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR. Deux techniques de remplacement liées aux stratégies d'évolution  $(\mu, \lambda)$  et  $(\mu+\lambda)$  ont été testées pour deux types de systèmes, l'un à base de détecteurs locaux OS-CFAR et l'autre à base de détecteurs locaux CMLD. Les résultats ont montré une certaine amélioration quoique faible, pour le schéma EMS appelé ici AG-EMS par rapport à l'AFP et le BMW. Aussi la technique de remplacement suivant la stratégie "+" a montré qu'elle est meilleure dans le cas d'un système CMLD. Cependant d'une façon générale cette partie a montré que les AGs sont des méthodes flexibles pour résoudre des problèmes d'optimisation dans les systèmes distribués, en dépit du schéma de croisement et de la technique de remplacement. De ce fait l'AG-EMS avec une technique de remplacement déterministe élitiste est bien adapté pour être appliqué à l'optimisation des systèmes distribués CFAR, et qui a été appliqué ensuite à un système avec un nombre variable de détecteurs. Dans ce cas, nous avons étudié la performance du système suivant la variation du SNR, ce qui a montré l'amélioration de la performance du système avec l'augmentation du nombre de détecteurs.

Du fait que le cas réel de détection est généralement lié à un environnement non homogène, il était nécessaire de tester l'AG pour un système distribué dans un environnement non homogène. Nous avons supposé une situation d'un environnement homogène avec présence de cibles interférentes, pour laquelle le nombre de cellules couvertes par ces cibles interférentes change et à cet effet plusieurs situations ont été proposées.

Les résultats ont montré qu'en dépit de la flexibilité des AGs pour optimiser les paramètres K et T, les situations proposées pour différents nombre de cibles interférentes dans les fenêtres de référence influencent largement la qualité de la détection. Aussi une dégradation plus importante est observée lorsque les détecteurs sont saturés, lié au fait que le nombre de cellules atteint par les cibles interférentes excède le nombre K. De même une comparaison entre le système OS-CFAR et CMLD pour le cas critique dans lequel les détecteurs locaux sont saturés, a montré une amélioration importante de la qualité de la détection, par une augmentation de la Pd dans le cas du CMLD par rapport au cas du OS-CFAR et ceci sur un intervalle considérable du SNR.

La conclusion générale déduite par cette étude, est que l'utilisation des méthodes d'optimisation globale tels que les AGs dans les systèmes qui contiennent un nombre de détecteurs supérieur à deux, a montré son efficacité et une grande flexibilité pour résoudre de tel problèmes. Ce qui a été prouvé par les résultats trouvés et qui ont montré l'amélioration de la performance avec l'augmentation du nombre de détecteurs.



## Chapitre 6

### **Influence des Opérateurs : Mutation, Schéma de Croisement et Espace de Recherche sur l'Optimisation du Seuil de Détection**

#### **1. Introduction**

---

Le problème d'optimisation dans les systèmes de détection distribués CFAR, a pris une place importante parmi une large variété de problèmes d'optimisation ce qui donne à la méthode de résolution choisie un intérêt dans l'étude de tels systèmes. Récemment, les techniques heuristiques incluant les AGs sont considérées comme des techniques efficaces à la résolution de plusieurs problèmes d'optimisation. Un AG est plus performant lorsqu'il est utilisé avec ses meilleures opérations et meilleures valeurs de paramètres.

Dans ce chapitre nous nous proposons d'étudier l'influence de certains opérateurs, tel que la mutation, le type du schéma de croisement ainsi que le choix de l'espace de recherche, sur l'optimisation du seuil de détection par un AG.

Afin de tester l'influence de l'opérateur de mutation sur la qualité des paramètres optimisés, nous introduisons dans une première partie de ce chapitre, une technique de mutation Gaussienne après l'opération de croisement. Ainsi nous pouvons regarder l'amélioration apportée par cet opérateur au niveau de l'optimisation.

D'un autre côté, du fait que les schémas de croisement proposés dans la littérature concernant les systèmes distribués CFAR [121, 122, 125], comme présentés dans le chapitre précédent, sont considérés comme des schémas déterministes, alors il serait plus intéressant à notre avis de tester un autre type de croisement qui soit aléatoire. Le schéma de sélection par tournoi est proposé ici et il sera alors comparé au schéma EMS, déjà utilisé dans le chapitre cinq.

Enfin, la dernière partie de ce chapitre sera consacrée à l'étude de l'influence de l'espace de recherche des paramètres à optimiser sur l'évolution de notre AG.

Pour effectuer les tests proposés ici, nous considérons une solution basée sur un AG pour un système distribué composé de deux détecteurs locaux OS-CFAR, pour un modèle de cible du type Swerling I, avec des observations qui sont supposées être indépendantes d'un détecteur à l'autre.

La population initiale contient 100 individus (chromosomes) formés par :  $[K_1, K_2, \dots, K_n; T_1, T_2, \dots, T_n]$ , pour lesquels,  $K$  est l'ordre de l'échantillon choisi pour estimer le bruit

et  $T$  est le facteur multiplicatif lié à la probabilité de fausse alarme, et qui est utilisé pour l'estimation du seuil de détection

## **2. Amélioration de la performance par mutation Gaussienne**

### **2.1. L'opérateur de mutation**

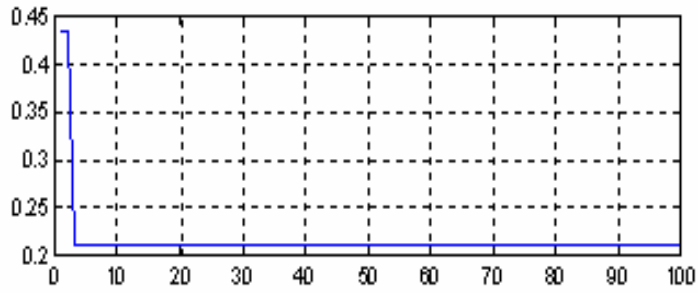
Les deux opérations principales qui concernent l'étape de reproduction des individus, sont le croisement et la mutation. Cette dernière opération est critique et consiste en une légère perturbation du génome. Elle est souvent utilisée pour assurer que chaque partie de l'espace de recherche peut être atteinte. L'utilité de la mutation vient pour les situations qui nécessitent la restitution de la diversité génétique qui peut être perdue dans la population à cause d'une convergence prématurée. Cette mutation agit comme une faible perturbation dans le chromosome ce qui signifie que nous faisons des petits changements dans notre conception mais pas des sauts à des différences radicales. Donc, l'effet de cet opérateur sera de troubler la tendance à la concentration induite par la sélection et le croisement.

La principale technique utilisée pour la mutation réelle qui présente notre cas d'étude, est l'ajout d'un bruit Gaussien aux différentes valeurs des paramètres à muter. La probabilité de mutation est usuellement très faible, en plus elle est souvent choisie constante tout au long du processus génétique, ce qui est appelé la mutation statique. D'autres techniques utilisent une probabilité de mutation variable qui décroît au fur et à mesure de l'évolution de l'AG.

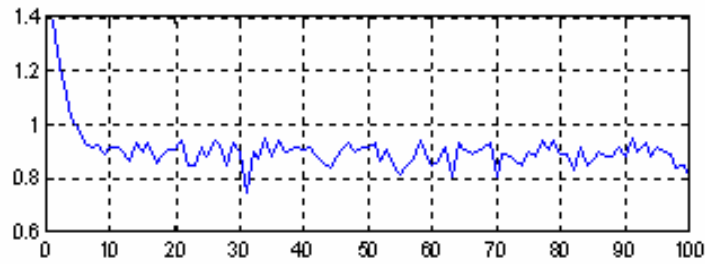
### **2.2. Résultats de simulation de l'influence de la mutation**

Le schéma de croisement EMS est proposé avec une probabilité  $P_c=1$  et une technique de remplacement élitiste déterministe pour une évaluation suivant la même fonction objective de la formule (5.1). Une technique de mutation Gaussienne statique est introduite après l'opérateur de croisement afin d'améliorer la qualité des deux paramètres à estimer,  $K$  et  $T$ . C'est une mutation constante tout au long de l'évolution de l'AG, avec une faible probabilité allant de  $P_m=0.1$  jusqu'à  $P_m=0.3$ .

Nous supposons un système distribué avec des détecteurs identiques, pour une valeur de  $N$  fixée à 32 et un SNR égale à  $20_{dB}$ , en utilisant la règle de fusion AND comme règle de décision. Dans cette partie nous focalisons nos tests sur l'influence de l'opérateur de mutation pour la convergence de l'algorithme génétique [127].



(a)

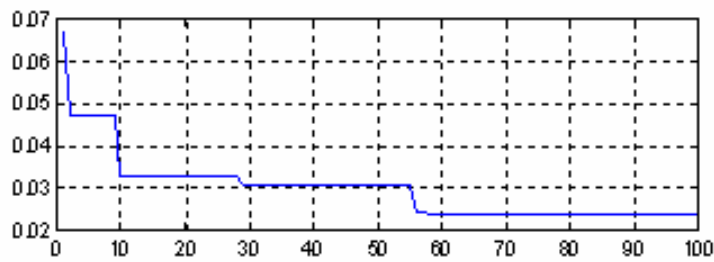


(b)

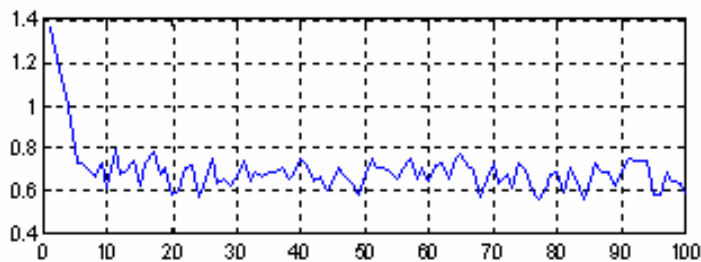
**Fig. 6.1** Variation de la fonction fitness pour un AG-EMS sans mutation

(a) Meilleur individu dans la population

(b) Individu moyen dans la population



(c)



(d)

**Fig. 6.2** Variation de la fonction fitness pour un AG-EMS avec mutation

(c) Meilleur individu dans la population

(d) Individu moyen dans la population

Le premier test effectué dans cette partie, concerne une comparaison entre un AG appliqué à l'optimisation des deux paramètres K et T sans mutation et le même AG avec mutation. La

figure 6.1 montre la variation de la fonction fitness du meilleur individu (a) et de l'individu moyen (b) à travers un processus itératif pour l'AG qui utilise seulement l'opérateur de croisement. Cependant la figure 6.2 représente la même variation que la précédente mais dans ce cas avec l'utilisation de la mutation Gaussienne. Dans la première figure, nous pouvons facilement noter une convergence prématurée pour le meilleur individu, alors que dans le second cas la variation est plus graduée avec de faibles valeurs de fitness. La variation de l'individu moyen est presque la même pour les deux cas.

Ce résultat montre clairement l'influence de la mutation sur la variation de la fonction objective dans le sens de l'évolution du meilleur individu dans la population.

Le tableau 6.1, présente les meilleurs résultats de la Pd dans le cas d'un AG-EMS, avec l'application de l'opérateur de mutation en variant la valeur de  $P_m$  pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme désirée ( $\alpha_0$ ). Les résultats trouvés dans ce test, montre clairement la non linéarité de la variation de Pd suivant la variation de  $P_m$ . Aussi il y a une différence dans l'influence de  $P_m$  entre les faibles valeurs de  $\alpha_0$  et ses grandes valeurs.

**Tableau 6.1 Meilleurs résultats de l'AG-EMS pour différentes valeurs de  $P_m$**

$\alpha_0$	Probabilité de mutation ( $P_m$ )			
	0.1	0.15	0.20	0.30
$10^{-6}$	0.8258	0.8291	0.8279	0.8322
$10^{-5}$	0.8622	0.8632	0.8628	0.8632
$10^{-4}$	0.8807	0.8930	0.8809	0.8936
$10^{-3}$	0.9224	0.9228	0.9229	0.9148
$10^{-2}$	0.9464	0.9503	0.9507	0.9467
$10^{-1}$	0.9762	0.9762	0.9762	0.9759

La figure 6.3, par laquelle nous représentons une comparaison de la variation de Pd entre deux valeurs de la probabilité de mutation, montre que pour une  $P_m=0.15$ , les valeurs sont meilleures par rapport à ceux du cas où  $P_m=0.1$  et cette différence est plus remarquable dans l'intervalle des valeurs ( $10^{-5} \leq \alpha_0 \leq 10^{-3}$ ) qu'ailleurs.

Quoique dans la figure 6.3, le test a montré que l'augmentation des valeurs de  $P_m$  de 0.1 à 0.15 a augmenté d'une certaine manière la performance de l'AG, la figure 6.4 par contre, montre que lorsque nous atteignons la valeur d'une  $P_m=0.3$ , la performance décroît pour des valeurs de fausses alarmes désirées ( $\alpha_0 \geq 10^{-4}$ ).

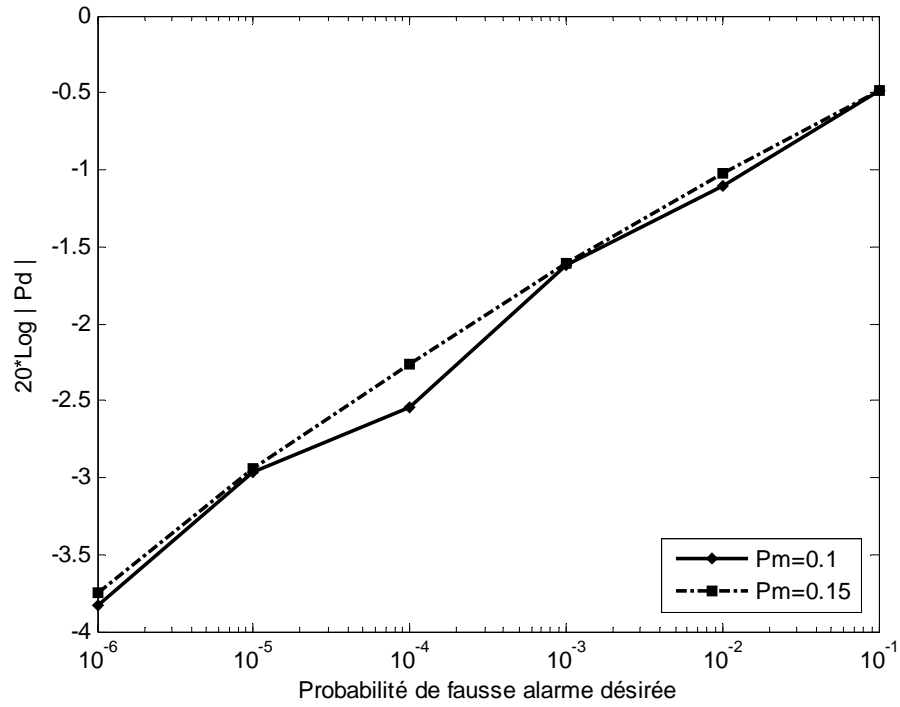


Fig. 6.3 La performance de l'AG-EMS pour  $P_m=0.1$  et  $P_m=0.15$

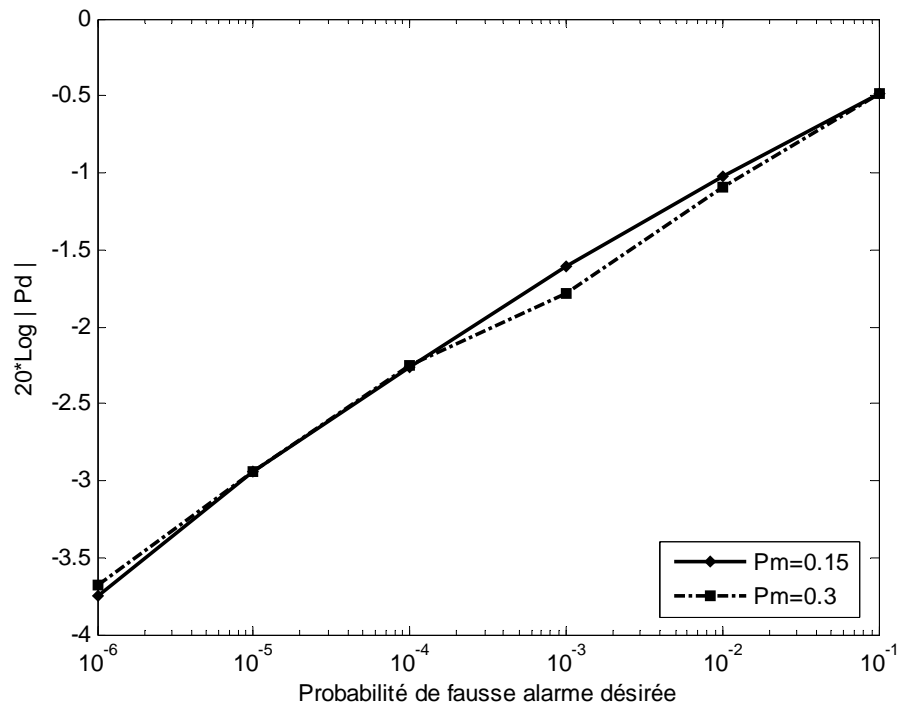


Fig. 6.4 La performance de l'AG-EMS pour  $P_m=0.15$  et  $P_m=0.3$

### 3. Comparaison entre le schéma EMS et le schéma par Tournoi

La méthode de résolution choisie pour l'optimisation des paramètres dans un système distribué CFAR présente un grand intérêt dans l'étude de tels systèmes, du fait qu'elle peut largement améliorer leur performance.

L'optimisation par un AG comme mentionné précédemment a montré son efficacité dans la résolution de plusieurs problèmes. Dans un AG, l'opération de croisement permet la création de nouveaux individus, qui signifie la génération de nouveaux points dans l'espace de recherche et qui seront par la suite testés. Les schémas de croisement permettant la sélection de ces parents, déjà proposés dans la littérature des systèmes distribués CFAR, et parmi lesquelles le meilleur a été l'EMS sont considérés comme des schémas déterministes. A cet effet, nous avons estimé qu'il serait important de tester un autre type de schéma qui soit aléatoire, afin de faire paraître l'influence du schéma de croisement sur l'amélioration du problème d'optimisation comme était le cas du paramètre de mutation.

Dans cette partie, nous proposons une étude comparative entre le schéma de croisement EMS et celui par tournoi, qui est considéré comme étant aléatoire. Plusieurs situations sont considérées suivant la variation de la probabilité de fausse alarme et aussi suivant la variation du SNR dans un environnement homogène et non homogène (présence de cibles interférentes). Quelques tests sont effectués, et les résultats montrent la différence entre les deux manières d'atteindre le meilleur individu dans la population d'un AG réel.

Du fait que la sélection par tournoi, comme évoqué en littérature des méthodes de croisement aléatoires, présente l'avantage d'être paramétrable par la valeur de  $q$  (chapitre 4) qui est peu sensible aux erreurs sur la fitness et qui n'est pas chère à mettre en œuvre et à exécuter [107, 128]. Cette méthode par tournoi a été choisie pour effectuer ce test.

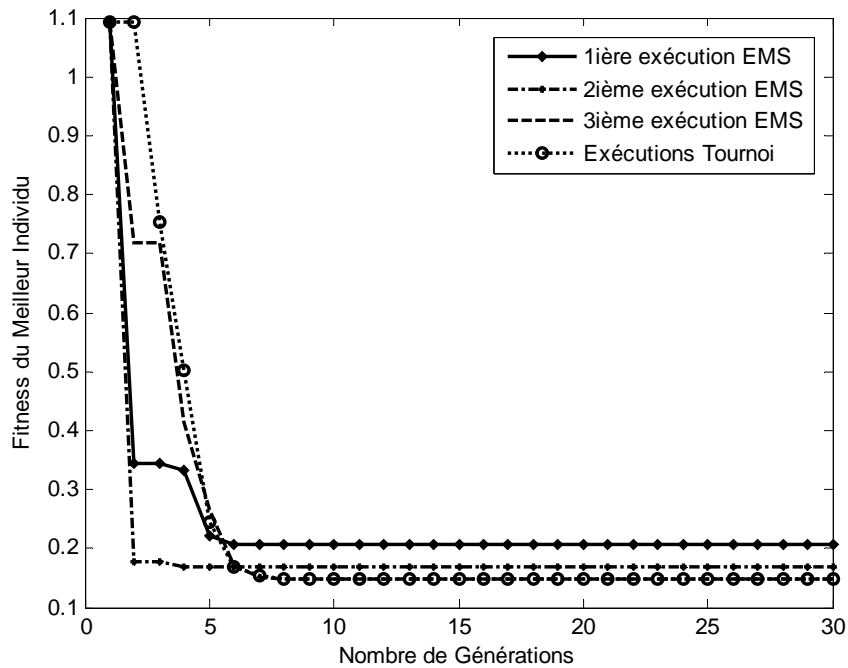
#### 3. 1. Comparaison dans le cas homogène

##### 3. 1. 1. comparaison suivant le nombre de générations

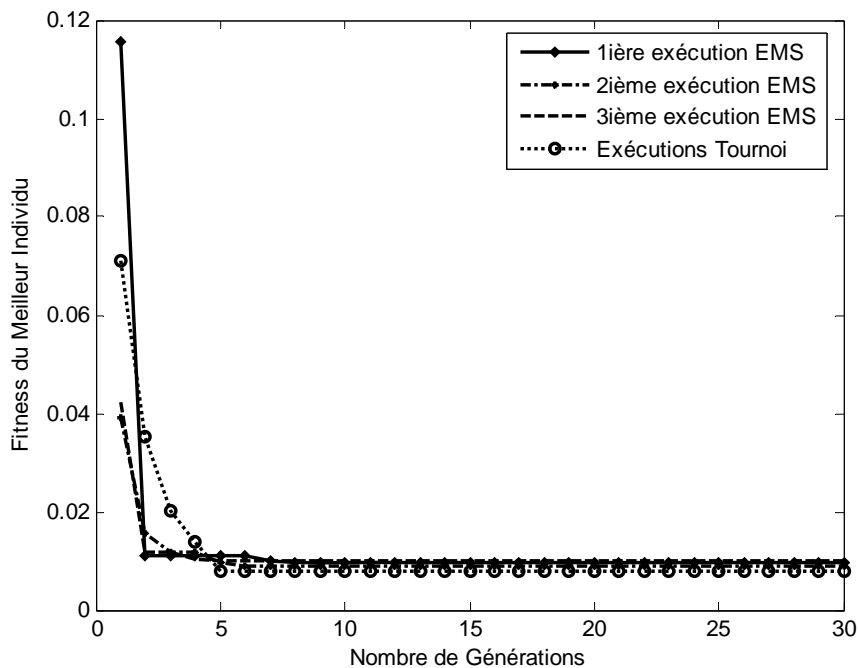
Une comparaison entre les deux schémas de croisement, l'EMS et par tournoi, suivant la variation du nombre de générations dans l'AG, est effectuée pour un système à deux détecteurs OS-CFAR identiques ( $N=32$ ), avec une  $P_{fa}$  choisie égale à  $10^{-3}$ , suivant les deux règles de fusion AND et OR. La figure 6.5 représente l'évolution du meilleur individu suivant le nombre de générations pour la règle de fusion AND. La même représentation pour la règle de fusion OR est tracée sur la figure 6.6.

Ces tracés représentant la comparaison entre l'évolution de deux AGs, utilisant seulement l'opérateur de croisement, montrent que l'EMS mène vers plusieurs optimums pour plusieurs itérations. Contrairement à l'EMS, on remarque d'après la figure 6.5 que le tournoi par lequel le même optimum est toujours obtenu pour plusieurs itérations de l'AG, converge vers la meilleure solution donnée par l'EMS dans le cas d'une fusion par la règle AND. Pour la règle

de fusion OR, la distinction entre les différentes exécutions n'est pas claire du fait que la fonction fitness atteint des valeurs très faibles. Un zoom sur cette figure, représenté sur la figure 6.7, nous permet de voir cette différence clairement et montre que le croisement par tournoi atteint les plus faibles valeurs de fitness comparé à l'EMS.



**Fig. 6.5 Comparaison entre le croisement EMS et le croisement par Tournoi pour la règle de fusion AND**



**Fig. 6.6 Comparaison entre le croisement EMS et le croisement par Tournoi pour la règle de fusion OR**

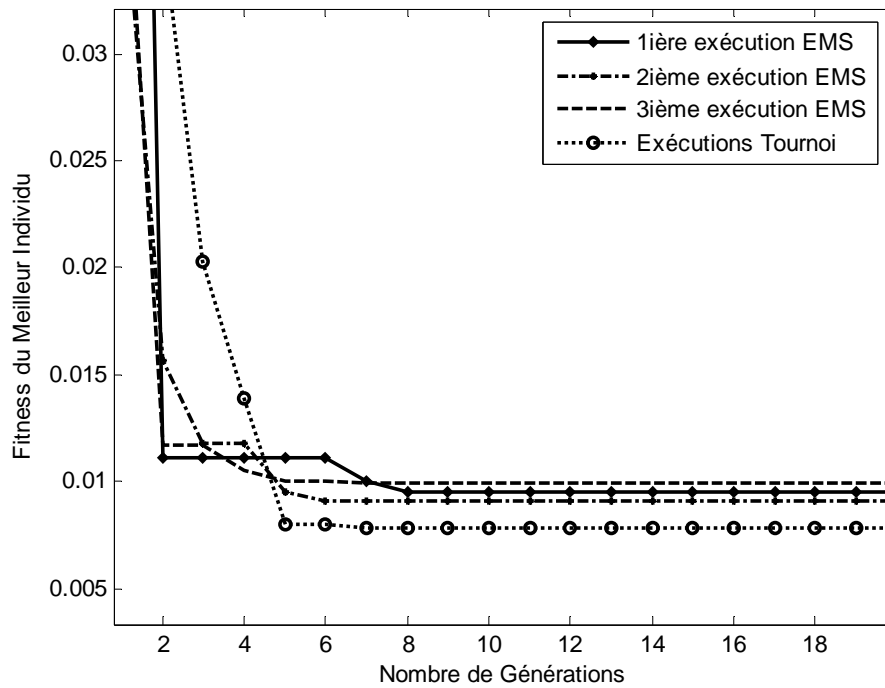


Fig. 6.7 Zoom sur la figure 6.6

### 3. 1. 2. Comparaison suivant la variation du SNR

Nous effectuons en premier lieu, une comparaison entre les deux schémas dans un environnement homogène. Les tests sont effectués pour un AG réel avec une probabilité de croisement  $P_c=1$ , une mutation Gaussienne avec une probabilité  $P_m=0.1$  et un remplacement élitiste déterministe.

Nous supposons des détecteurs non identiques, avec un nombre de cellules  $N_1=12$  pour le premier détecteur et  $N_2=16$  pour le second, par fusionnement des résultats suivant les deux règles de décision AND et OR [129].

L'estimation des paramètres  $K$  et  $T$ , pour différentes valeurs de la  $P_{fa}$ , est présentée dans le tableau 6.2, pour le cas du EMS et dans le tableau 6.3 pour le cas du tournoi.

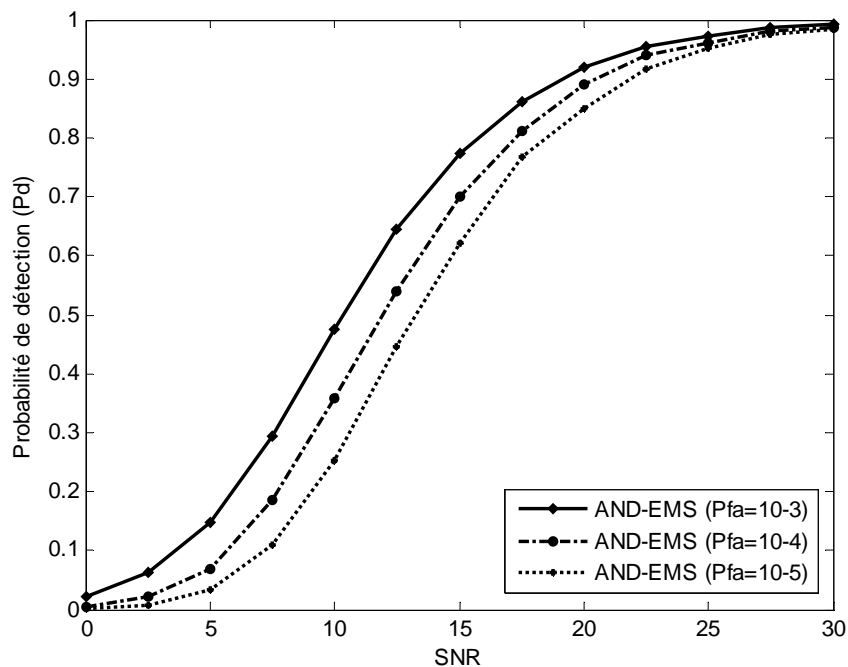
Tableau 6.2 Estimation de  $K$  et  $T$  pour l'AG-EMS

Pfa	AG-EMS	
	AND	OR
$10^{-5}$	$K_1=10; T_1=3.5220$ $K_2=13; T_2=6.4491$	$K_1=9; T_1=23.6854$ $K_2=13; T_2=13.1780$
$10^{-4}$	$K_1=10; T_1=3.0671$ $K_2=12; T_2=5.2958$	$K_1=9; T_1=15.4253$ $K_2=13; T_2=9.8360$
$10^{-3}$	$K_1=10; T_1=3.1728$ $K_2=12; T_2=2.5804$	$K_1=9; T_1=8.4937$ $K_2=13; T_2=12.5422$



**Tableau 6.3 Estimation de K et T pour l'AG-Tournoi**

Pfa	AG-Tournoi	
	AND	OR
$10^{-5}$	$K_1=9; T_1= 5.5510$ $K_2=12; T_2= 6.7343$	$K_1=9; T_1=20.8863$ $K_2=13; T_2= 14.2429$
$10^{-4}$	$K_1=9; T_1= 3.9587$ $K_2=12; T_2=5.2562$	$K_1=9; T_1= 13.8422$ $K_2=13; T_2= 11.1854$
$10^{-3}$	$K_1=9; T_1= 2.7610$ $K_2=12; T_2= 3.7258$	$K_1=9; T_1= 9.9339$ $K_2=12; T_2= 8.3228$

**Fig. 6.8 Variation de la Pd pour la règle de fusion AND dans le cas du schéma EMS**

L'évolution de la probabilité de détection globale Pd suivant la variation du SNR pour différentes valeurs de la Pfa dans le cas de l'AG-EMS, est représentée pour la règle de fusion AND sur la figure 6.8 et pour la règle de fusion OR sur la figure 6.9. Les mêmes représentations dans le cas d'un croisement par tournoi sont tracées sur les figures 6.10 et 6.11. La comparaison entre la règle de fusion AND et OR dans le cas du AG-EMS a été déjà effectuée dans le chapitre précédent. Dans le cas du tournoi, on prend un exemple de comparaison pour une  $Pfa=10^{-4}$ . Cette comparaison est représentée sur la figure 6.12.

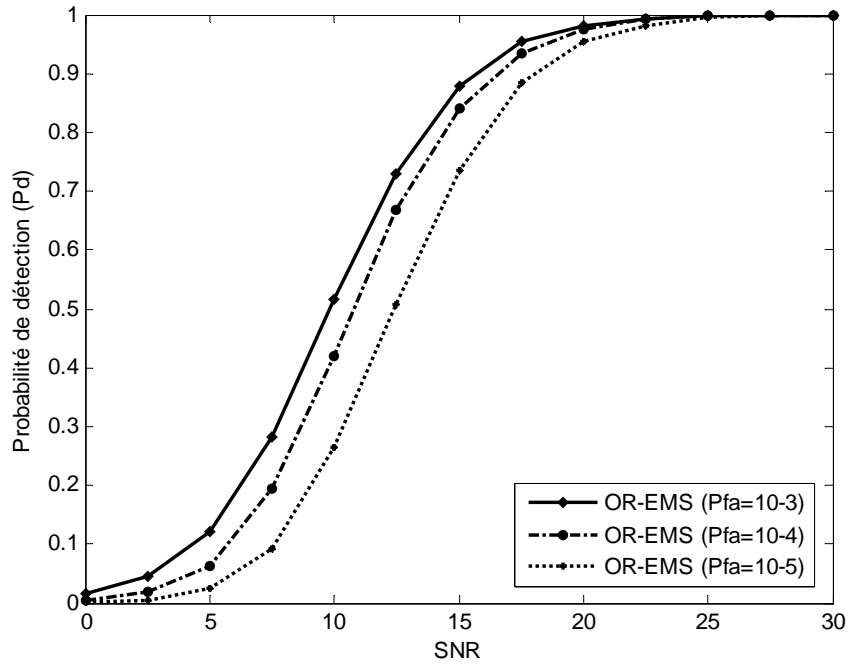


Fig. 6.9 Variation de la Pd pour la règle de fusion OR dans le cas du schéma EMS

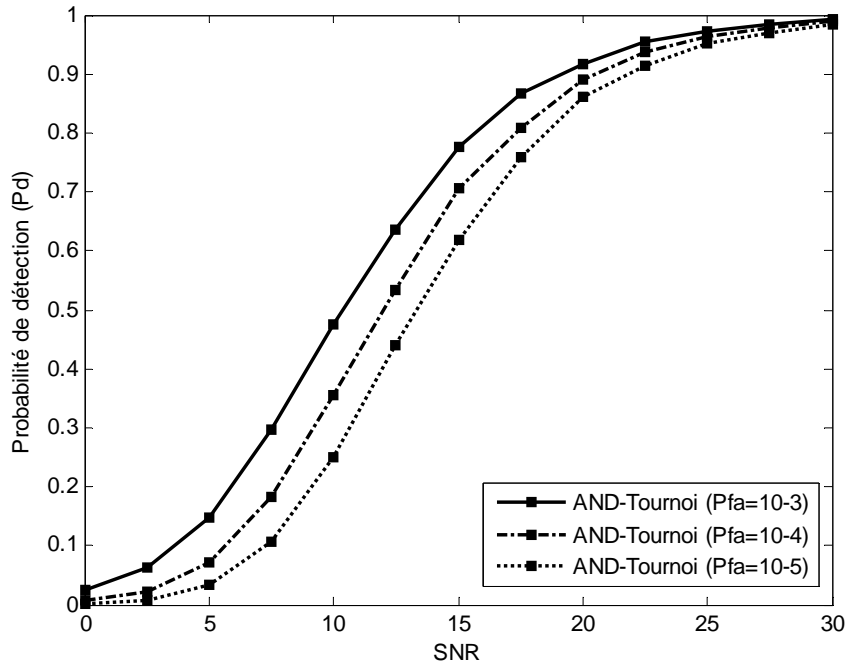


Fig. 6.10 Variation de la Pd pour la règle de fusion AND dans le cas du schéma par tournoi

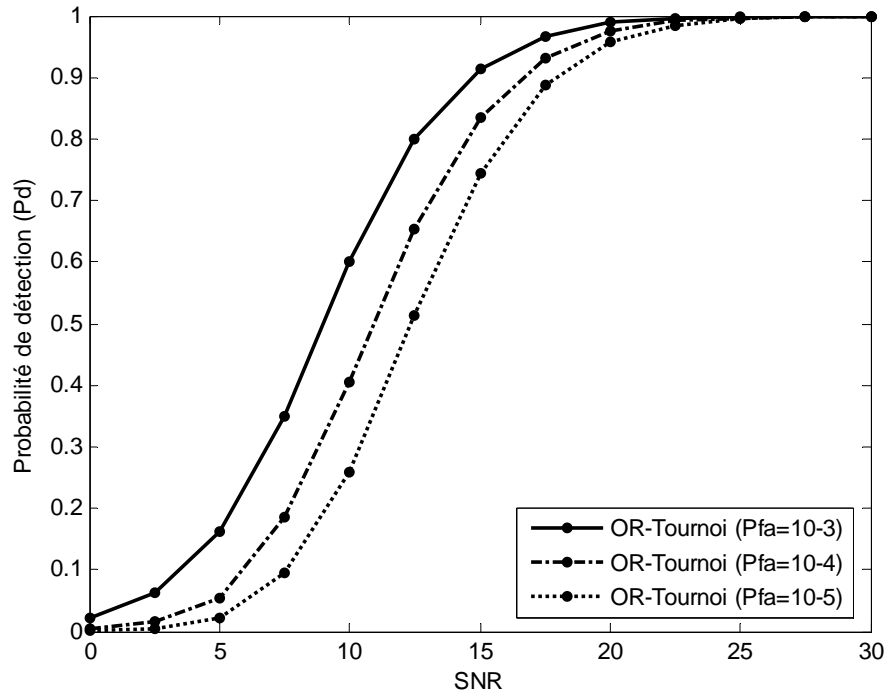


Fig. 6.11 Variation de la Pd pour la règle de fusion OR dans le cas du schéma par tournoi

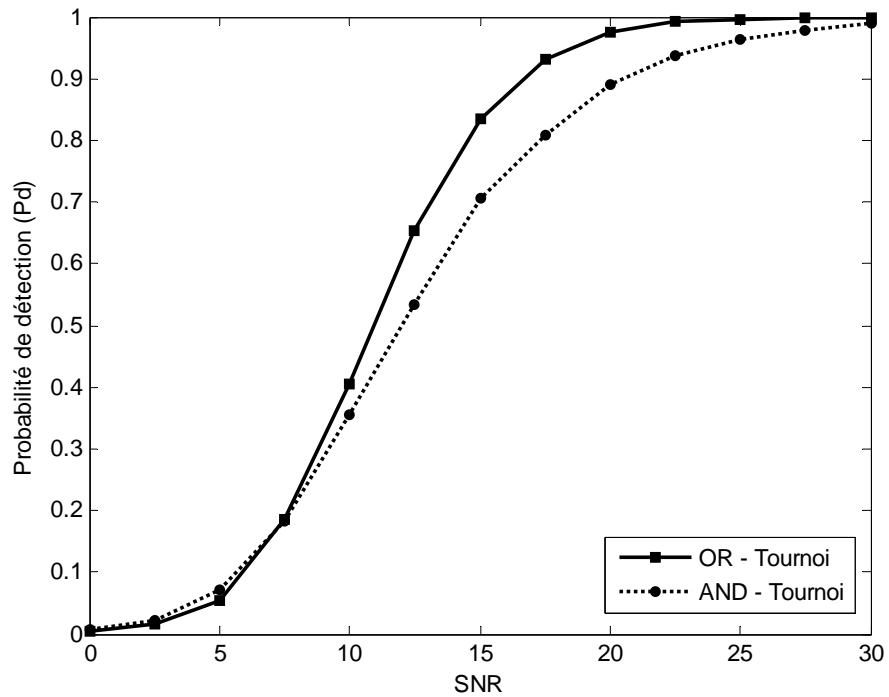


Fig. 6.12 Comparaison entre la règle de fusion AND et OR pour le schéma de croisement par tournoi dans le cas d'une Pfa=10<sup>-4</sup>

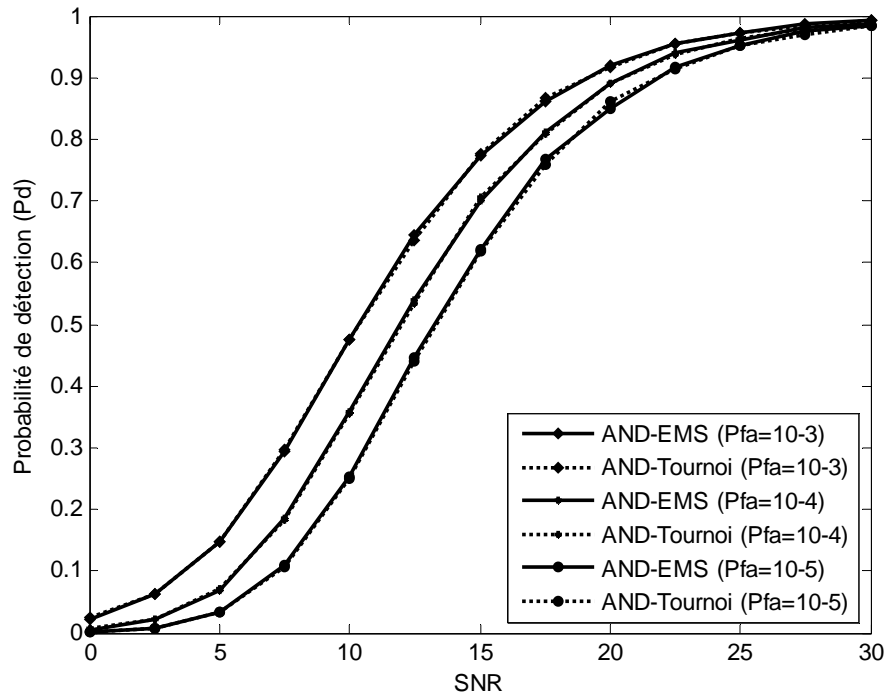


Fig. 6.13 Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion AND

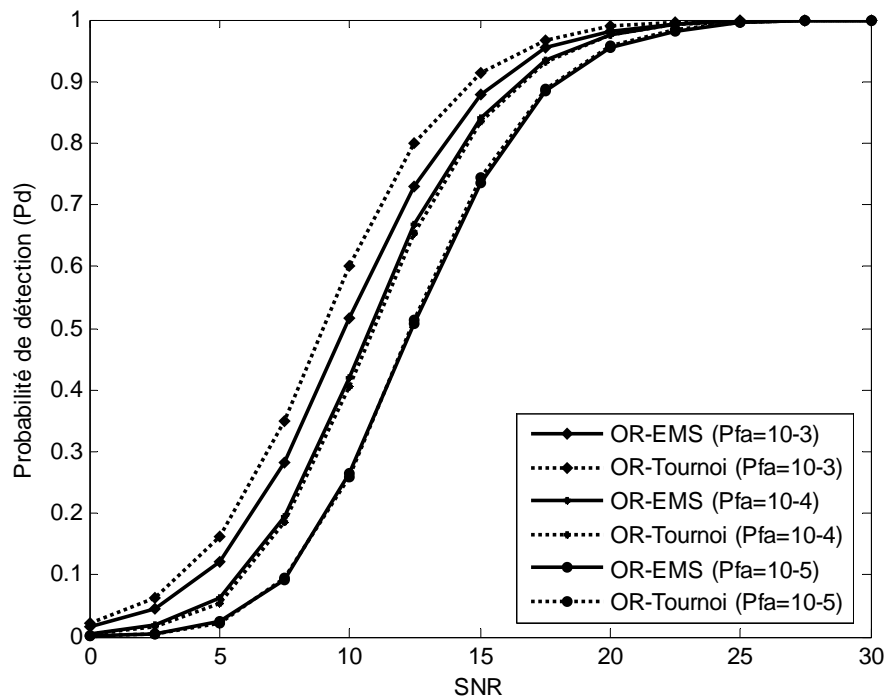


Fig. 6.14 Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion OR

La comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion AND, pour laquelle nous prenons en considération la variation du SNR et aussi pour différentes valeurs

de la  $P_{fa}$ , est montrée sur la figure 6.13. Dans ce cas, la différence est presque non remarquable et les courbes semblent être les mêmes.

Contrairement au cas précédent, la figure 6.14 qui représente les résultats pour la règle de fusion OR, montre quelques différences. Quoique pour une  $P_{fa}=10^{-5}$ , les tracés sont à peu près les mêmes, il y a une petite différence pour la  $P_{fa}=10^{-4}$ , pour laquelle l'EMS donne les meilleurs valeurs de la Pd. La remarque la plus importante concernant ce graphe, est bien la différence entre les deux schémas dans le cas de la  $P_{fa}=10^{-3}$ , et pour laquelle le schéma par tournoi est vraiment meilleur.

### 3. 2. Comparaison dans le cas non homogène

Dans cette partie, une comparaison entre le schéma EMS et le schéma par tournoi est proposée dans un environnement non homogène avec présence de cibles interférentes. Plusieurs cas sont supposés, en commençant par une comparaison pour trois situations non homogènes dans le cas du croisement par tournoi. Cette même comparaison dans le cas d'un croisement EMS a été évoquée dans la dernière partie du chapitre 5.

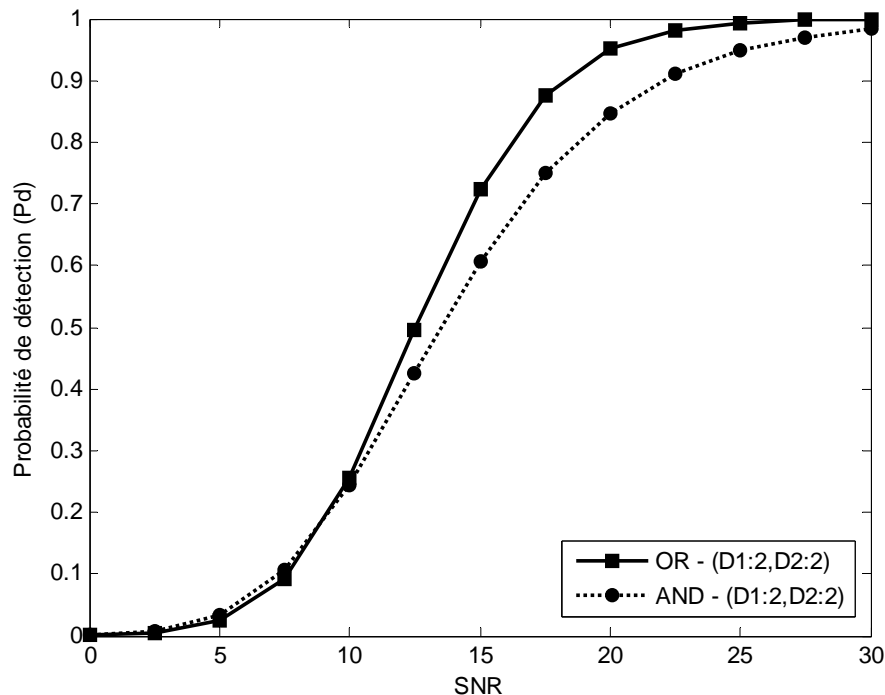


Fig. 6.15 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: LD1:2 et LD2:2

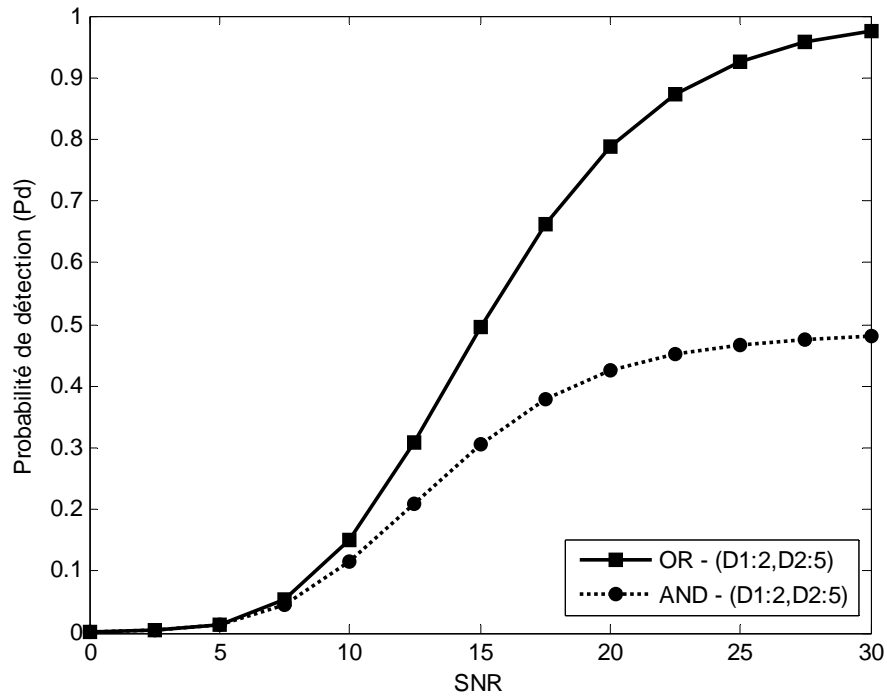


Fig. 6.16 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: LD1:2 et LD2:5

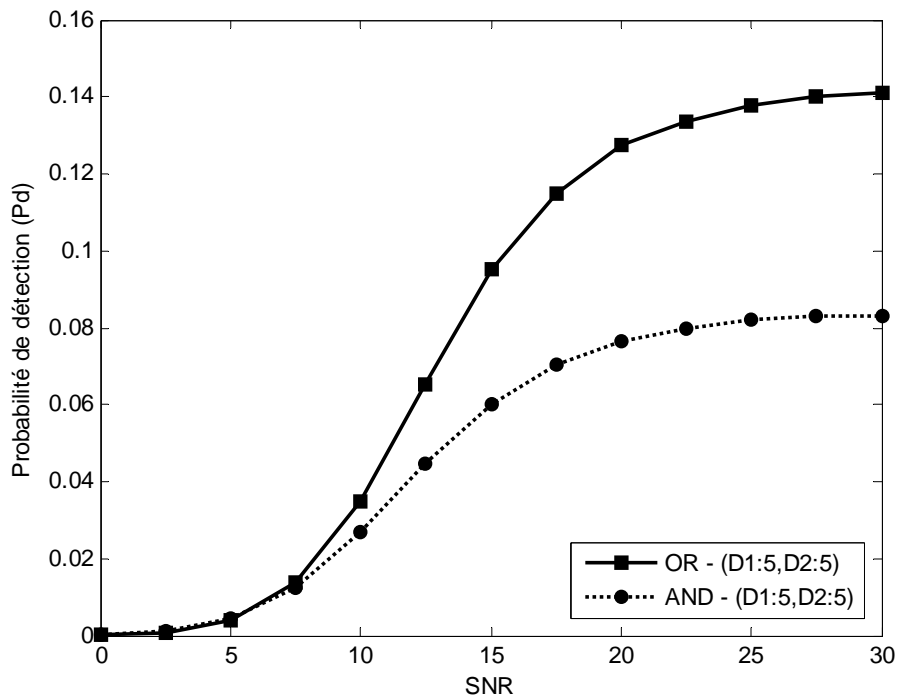
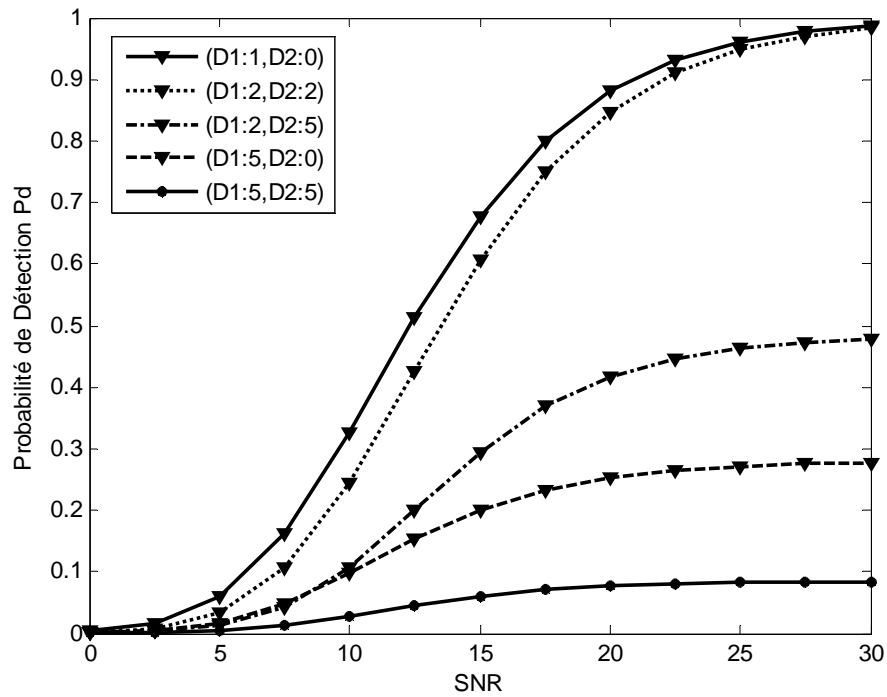
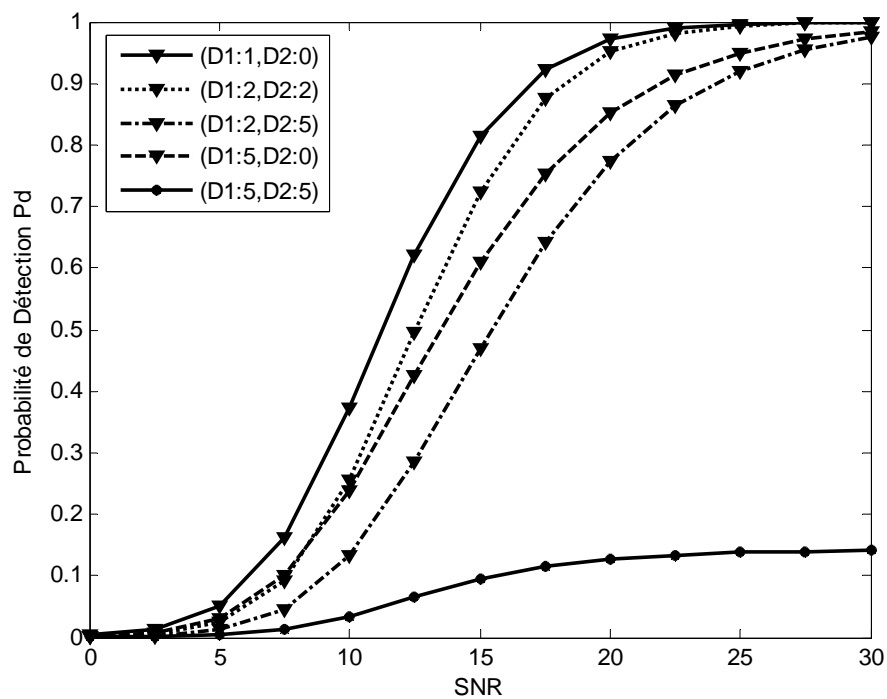


Fig. 6.17 La performance de la Pd dans le cas des cibles interférentes: LD1:5 et LD2:5

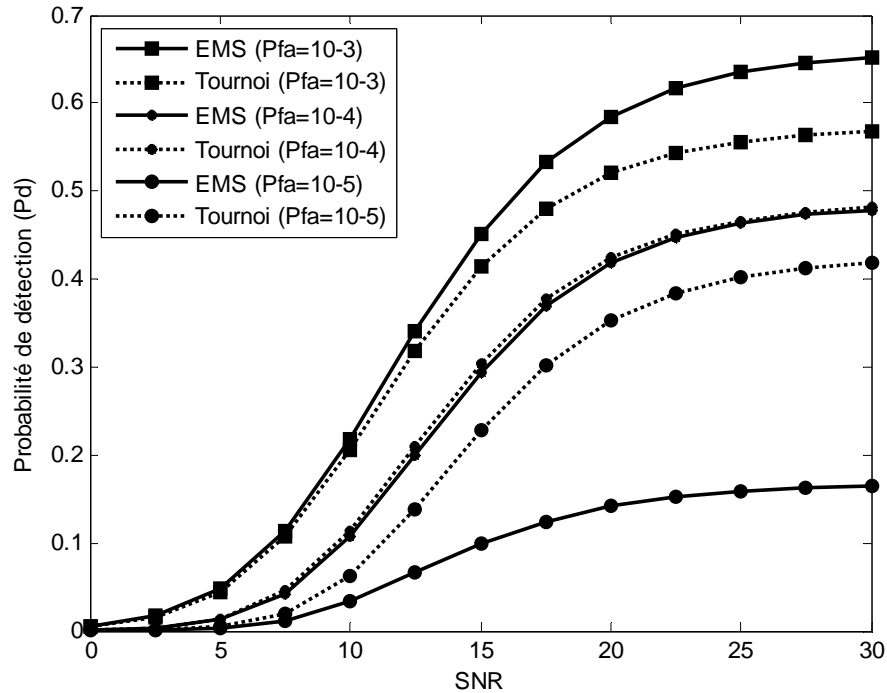
Les trois figures 6.15, 6.16 et 6.17, montrent que la règle de fusion OR donne toujours les meilleurs résultats.



**Fig. 6.18** Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion AND



**Fig. 6.19** Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour la règle de fusion OR



**Fig. 6.20 Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion AND dans le cas non homogène (D1 :2 ; D2 :5)**

Les tracés des figures 6.18 et 6.19 présentent une comparaison entre cinq situations de cibles interférentes pour la règle de fusion AND et OR respectivement. L'augmentation du nombre de cibles interférentes mène à une dégradation de la Pd, sauf qu'une différence est remarquée concernant les deux cas (D1 :2; D2 :5) et (D1 :5; D2 :0), où la performance est inversée entre la règle AND et la règle OR.

Le tracé de la figure 6.20, représente la comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion AND, dans le cas de présence de cibles interférentes, avec saturation de l'un des détecteurs (cas D1 :2; D2 :5). On constate une amélioration avec l'application du croisement par tournoi dans le cas d'une  $P_{fa}=10^{-5}$ , par rapport au croisement EMS. Cette amélioration est moins claire dans le cas d'une  $P_{fa}=10^{-4}$ , et qui s'inverse dans le cas d'une  $P_{fa}=10^{-3}$ , où le croisement EMS est meilleur.

Contrairement au tracé précédent, le tracé de la figure 6.21 qui représente le cas de la règle de fusion OR, montre une amélioration des résultats pour l'optimisation du seuil de détection par un AG qui utilise le schéma par tournoi par rapport à celui qui utilise le schéma EMS, pour les différentes valeurs de la Pfa. Aussi nous pouvons aisément noter que cette différence est presque la même sur tout l'intervalle de variation du SNR, ce qui présente un avantage de l'utilisation du schéma proposé.



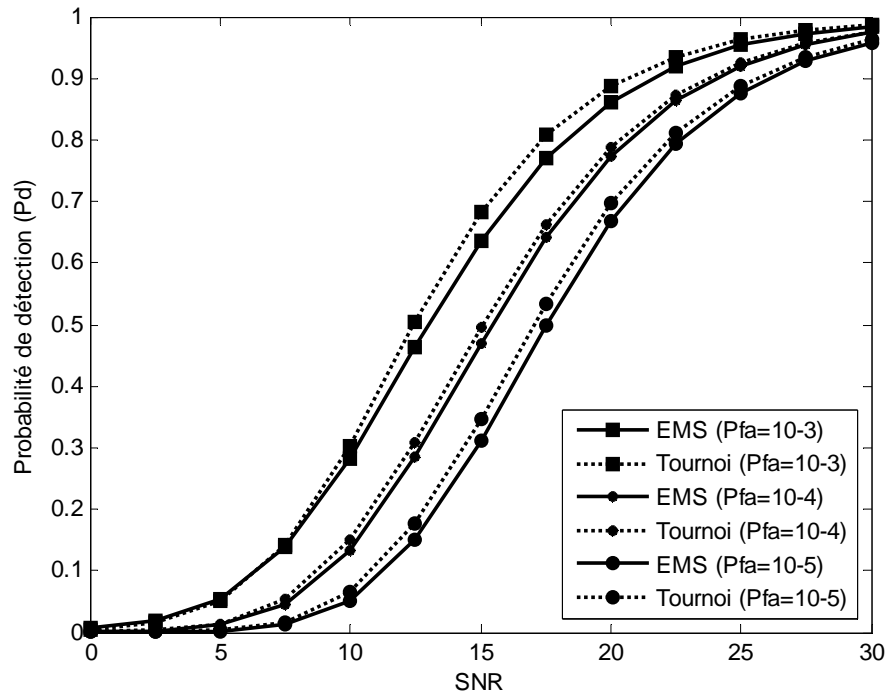


Fig. 6.21 Comparaison entre les deux schémas de croisement pour la règle de fusion OR dans le cas non homogène (D1 :2 ; D2 :5)

## 4. Influence du choix de l'espace de recherche sur l'optimisation par les AGs

### 4.1. Choix de l'espace de recherche

Comme nous l'avons déjà présenté, un AG est plus efficace lorsqu'il est utilisé avec ses meilleures opérations (croisement et mutation) et aussi avec les meilleures valeurs de ses paramètres. Un résultat formel important souligné par Holland [85], dans lequel il déclare que même dans un espace de recherche large et compliqué, suivant certaines conditions sur le domaine du problème, l'AG va tendre à converger vers des solutions qui sont globalement optimal ou quasi-optimal.

A cet effet nous proposons dans cette partie, l'étude de l'influence du choix de l'espace de recherche des paramètres à optimiser sur la détection. Une solution basée sur un AG-EMS est considérée avec différentes situations suivant les variations des paramètres : facteur multiplicatif (T) et ordre statistique (K). Quelques tests sont effectués et les résultats sont présentés et interprétés dans le but de montrer l'utilité de choisir l'espace de recherche approprié afin d'atteindre le meilleur individu de la population [130].

Rohling dans [30], a proposé d'utiliser la valeur  $3N/4$  pour le paramètre K et qui a été comparé avec la valeur  $7N/8$ , ce qui a permis de montrer que la première valeur été plus convenable pour les applications pratiques. Il conclut à la fin, pour différentes situations, que K sera supérieur à  $N/2$  et inférieur à  $3N/4$ .

Alors pour mettre au point, l'influence de l'espace de recherche des paramètres à optimiser, sur la valeur de l'optimum du seuil atteint, nous proposons plusieurs intervalles des paramètres  $K$  et  $T$ , et qui seront testés et présentés pour interprétation.

#### 4. 2. Résultats de simulation

La première étape concerne la comparaison entre trois espaces de recherche pour le paramètre  $T$  suivant la valeur initiale de  $K$  ( $K_{init}$ ), qui signifie que  $K \in [K_{init} : N]$ . La figure 6.22 montre la variation de la probabilité de détection globale ( $P_d$ ) pour une  $P_{fa}=10^{-4}$ , en utilisant un fusionnement des décisions par la règle AND.

Nous pouvons observer, que pour  $K_{init} < N/2$ , la différence entre les trois intervalles du paramètre  $T$  est claire, alors que les courbes commencent à se confondre dans la région ( $N/2 < K_{init} < 7N/8$ ), suivie d'une dégradation de  $P_d$  dans le reste de l'intervalle. La figure 5.23, représente un zoom sur la région ( $K_{init} > N/2$ ), et pour laquelle la meilleure valeur de  $P_d$  est de 0.903484, pour un espace de recherche :  $T \in [0 : 200]$  et  $K \in [3N/4 : N]$ .

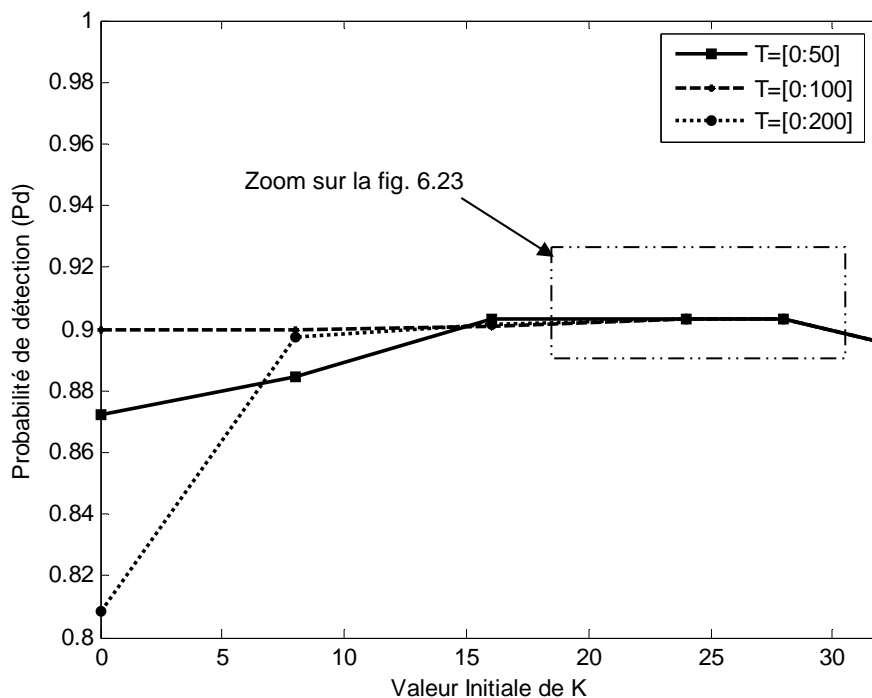


Fig. 6.22 Variation de la  $P_d$  pour la règle de fusion AND

La figure 6.24, représente la même variation que précédemment mais pour la règle de fusion OR. La région zoomée est représentée sur la figure 6.25. La première remarque constatée ici, est que les résultats sont meilleurs par rapport au cas précédent et que la différence entre les trois courbes est plus claire. La meilleure valeur de  $P_d$  est trouvée dans le cas de  $T \in [0 : 100]$  pour un intervalle de  $K \in [7N/8 : N]$ , alors qu'elle est trouvée dans le cas de

$T \in [0 : 200]$  pour un intervalle de  $K \in [3N/4 : N]$ . Mais cette dernière est un petit peu meilleure avec une valeur de  $P_d = 0.986389$ .

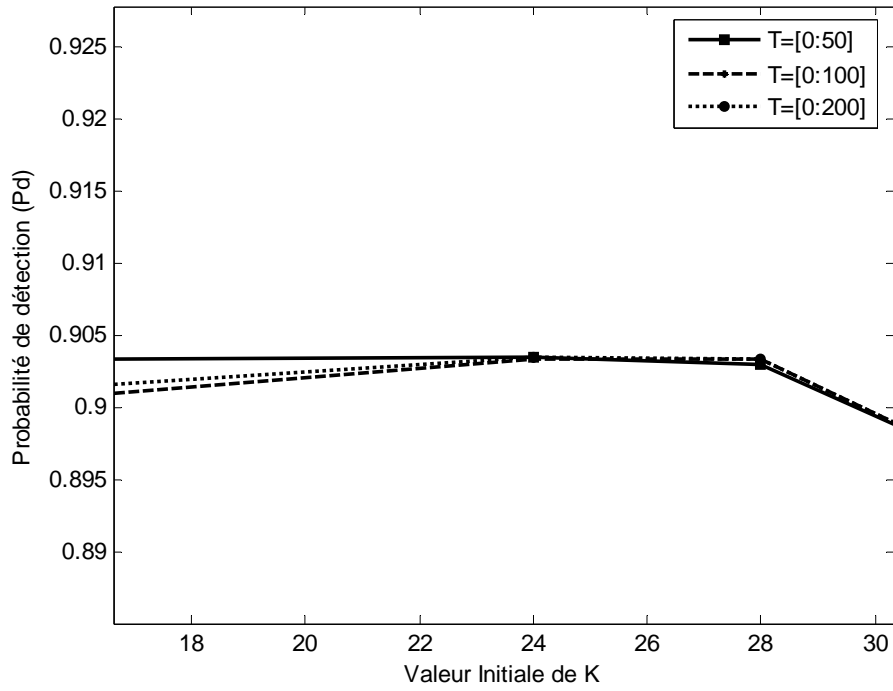


Fig. 6.23 Région Zoomée de la fig. 6.22

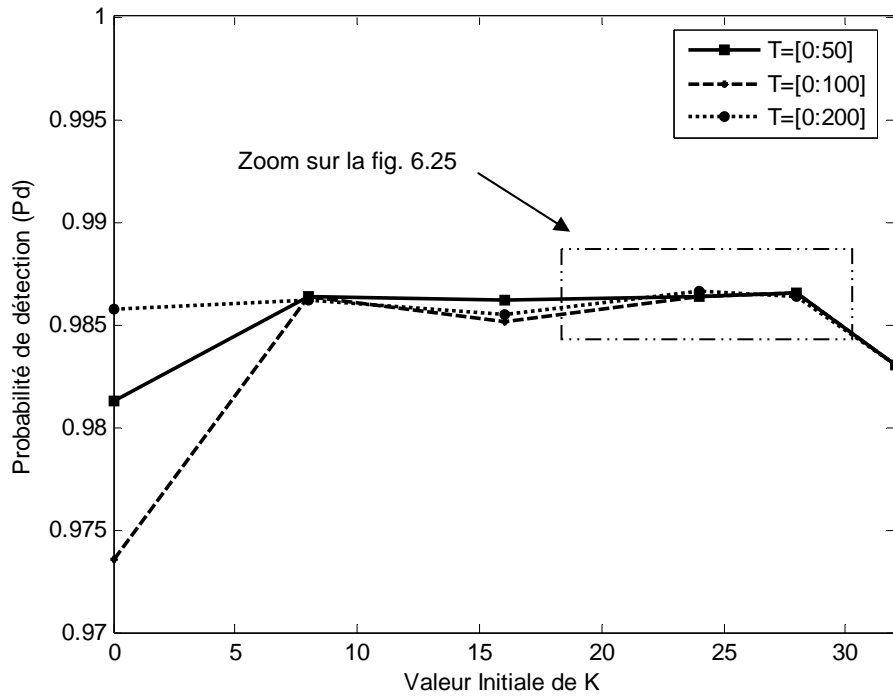


Fig. 6.24 Variation de la Pd pour la règle de fusion OR

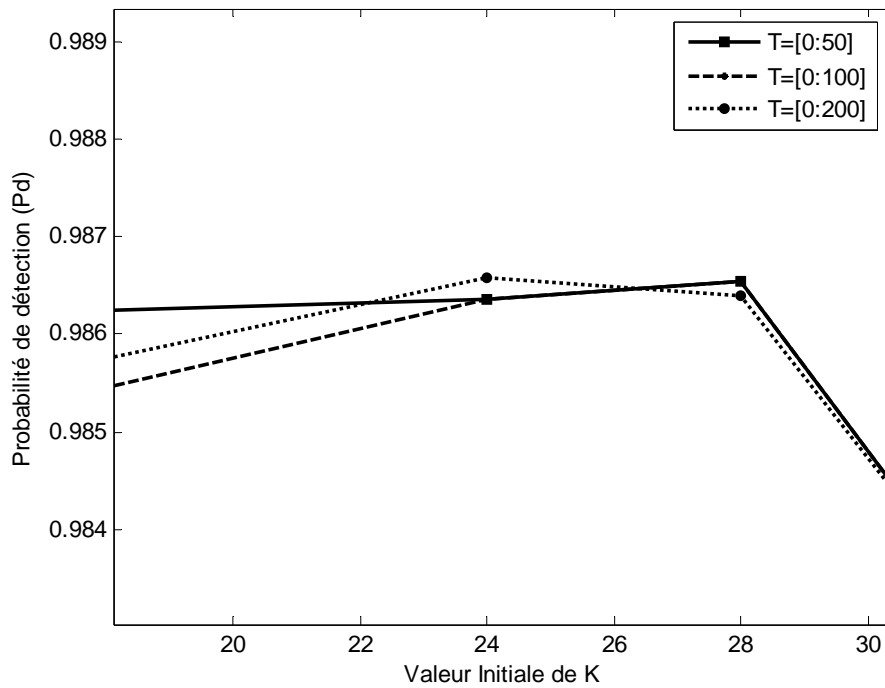


Fig. 6.25 Région zoomée de la fig. 6.24

Tableau 6.4 L'erreur introduite par l'augmentation de l'espace de recherche T

K_init	T=[0 : 300]				T=[0 : 500]			
	Règle AND		Règle OR		Règle AND		Règle OR	
	Pd	$E_{min}$	Pd	$E_{min}$	Pd	$E_{min}$	Pd	$E_{min}$
1	0.879359	0	0.984302	0	0.710723	0	0.886927	0
N/4	0.887917	0	0.984302	0	0.898531	0	0.983092	0
N/2	0.901437	0	0.984302	0	0.902354	0	0.986012	0
3N/4	0.903237	0	0.986483	0	0.900988	-0.1836	0.986558	0
7N/8	0.903329	0	0.986536	0	0.858958	-0.9808	0.986536	0
N	0.825594	-0.9957	0.983042	0	0.733832	-0.9999	0.979448	-0.5629

En augmentant l'espace de recherche de T jusqu'à un intervalle [0-300], l'obtention de l'optimum nécessitera plusieurs exécutions de l'AG et dans certains cas, il est pratiquement impossible d'atteindre l'optimum sans erreur sur la Pfa désirée ( $\alpha_0$ ), mentionnée  $E_{min}$ . Les résultats trouvés pour deux espaces de recherches de T=[0 :300] et [0 :500] et qui sont représentés ci-dessus par le tableau 6.4 montrent que l'augmentation de l'espace de recherche dans une tentative d'améliorer la qualité de l'optimum, mène à une difficulté de trouver cet optimum et cette difficulté est plus importante lorsque la règle de fusion AND est utilisée.

## 5. Conclusion

Ce chapitre a été dédié à l'étude de l'influence de certains opérateurs de l'AG, tel que la mutation, le croisement ainsi que le choix de l'espace de recherche des paramètres à optimiser, sur l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR.

La première partie de cette étude, concernant l'influence de l'opérateur de mutation sur la recherche du meilleur individu dans la population, a montré que l'intégration d'une mutation Gaussienne statique pour les deux paramètres K et T, améliore la performance de notre système par rapport à un AG sans mutation. Aussi nous avons constaté, qu'il est difficile de choisir la probabilité de mutation, et qui ne varie pas linéairement avec la Pfa désirée.

Du moment que la mutation peut influencer l'optimisation du seuil de détection, nous avons estimé qu'il était bénéfique de consacrer la deuxième partie de ce chapitre, à l'étude de l'influence du schéma de croisement pour le même problème. La façon de sélectionner les deux parents dans le cas du schéma EMS, est basée sur un classement des chromosomes suivant leurs fitness, ce qui permet de le considérer comme étant déterministe. Ainsi le schéma par tournoi qui est aléatoire est proposé avec une étude comparative plus ou moins détaillée. Cette étude a montré dans le cas homogène qu'il n'y a pas de différence entre les deux schémas pour le cas de la règle de fusion AND, alors que la règle de fusion OR présente quelques différences. Ce qui permet de dire qu'indépendamment de la Pfa choisie, le schéma de croisement dans un AG peut influencer la probabilité de détection qui est directement liée au seuil optimisé.

Contrairement au cas homogène, le cas non homogène peut supposer une large variété de situations, ce qui fait qu'il est très vaste à étudier. Sans tenir compte de l'influence du nombre de cibles interférentes dans chaque détecteur sur la qualité de la détection, une situation est choisie pour tester l'influence du schéma de croisement proposé ici. Cette situation présente la saturation de l'un des détecteurs et pour laquelle les résultats ont montré que le schéma par tournoi est meilleur par rapport au schéma EMS sur tout l'intervalle de variation du SNR pour la règle de fusion OR.

La dernière partie de ce chapitre présente l'influence du choix de l'espace de recherche des paramètres à optimiser. A partir des tests sur plusieurs espaces de recherche pour K et T, les résultats trouvés ont montré qu'en dépit de la flexibilité des AGs, qui produisent une bonne balance entre exploitation et exploration afin de mener vers une bonne optimisation, le choix soigneux de l'espace de recherche permet d'améliorer largement la performance de l'AG.

# **Amélioration de la Performance des Systèmes Distribués CFAR par Application des SEs à l'Optimisation du Seuil de Détection**

## **1. Introduction**

---

Ce chapitre peut être considéré comme une initiative à l'amélioration de l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR, par l'utilisation des stratégies d'évolution (SEs) à la place des AGs proposés dans les chapitres précédents.

Comme il a été déjà exposé, le but de l'analyse des systèmes distribués CFAR est de maximiser la probabilité de détection globale  $P_d$  tout en maintenant la probabilité de fausse alarme globale  $P_{fa}$  constante. Ainsi le développement de la  $P_d$  aussi bien que de la  $P_{fa}$ , pour un système distribué qui contient seulement deux détecteurs, génère un système d'équations non linéaires, et qui est difficile à optimiser. De ce fait le problème devient plus compliqué lorsque le système étudié contient un nombre de détecteurs locaux supérieur ou égal à trois. Par conséquent, les méthodes classiques deviennent médiocres à la résolution de ce genre de système et la solution trouvée peut être loin de l'optimum global.

Dans le même sens, Fogel dans [131] propose une introduction à l'optimisation évolutionnaire simulée. Il déclare que le processus de simulation de l'évolution naturel sur un ordinateur, résulte en des techniques d'optimisation stochastiques, qui peuvent souvent être plus performantes que les méthodes classiques d'optimisation lorsqu'elles sont appliquées à des problèmes difficiles du monde réel. Il devient alors nécessaire d'utiliser des techniques de recherche stochastique telles que les AGs ou les SEs comme solutions à l'étude des systèmes CFAR.

A cet effet, nous considérons une solution basée sur la stratégie évolutionnaire  $(\mu+\lambda)$  qui sera testée et comparée par la suite à un AG avec un schéma de croisement par tournoi. Contrairement aux méthodes proposées en littérature, dans notre étude le processus de l'AG ainsi que celui de la SE n'introduit pas une insertion des données estimées. Cette insertion a été effectuée pour l'AG dans le cas de [122], après la génération de la population initiale, par intégration de quelques valeurs qui sont supposées être proches de l'optimum.

La solution proposée dans ce chapitre sera appliquée à deux types de systèmes distribués CFAR, l'un à base de détecteurs locaux OS-CFAR et l'autre à base du CMLD. Les

observations sont considérées indépendantes d'un détecteur à l'autre avec une cible Rayleigh et un fusionnement suivant les deux règles AND et OR.

Plusieurs résultats sont présentés ici, analysés et interprétés afin de pouvoir montrer la contribution apportée par les SEs par rapport aux AGs et enfin donner la meilleure méthode d'optimisation qui sera la plus adaptée à ce genre de problèmes.

## 2. Intérêt du choix de la SE

Les AEs forment une classe des procédures d'optimisation évolutionnaire, par lesquelles l'utilisation de la recherche évolutionnaire tente d'atteindre une flexibilité et une adaptabilité en combinaison avec une performance robuste ainsi que des caractéristiques de recherche globales [98]. Ce sont des techniques d'exploration à travers une sélection des meilleures solutions, qui sont atteintes par l'utilisation des opérateurs de reproduction : croisement et mutation, de telle façon que l'information cumulative réduit l'espace de recherche et génère un ensemble de solutions plausibles. Cette manière de générer des solutions les rend bien convenables pour des fonctions d'optimisation qui sont très irrégulières, mal conditionnées ou difficiles à calculer.

Deux approches principales développées comme étant des implémentations des AEs dans les problèmes d'optimisation sont les AGs et les SEs. Contrairement aux AGs, qui travaillent souvent sur des fins mathématiques abstraites telle que les chaînes binaires (l'espace génotype), les SEs reflètent le processus évolutionnaire sur l'espace des phénotypes [132]. L'intérêt aux AGs a touché plusieurs domaines et une variété de travaux a été développée pour des problèmes d'optimisation, en électromagnétisme [133], en conception d'antennes [134], et en application radar [135, 136]. Pour les systèmes CFAR, les AGs ont montré une grande flexibilité et différents tests ont été proposés dans les deux chapitres précédents. Cependant, les AGs traditionnels tel qu'ils ont été originellement définis par Holland [85], utilisent une représentation binaire du domaine du problème. La forte préférence à l'utilisation de la théorie de représentation binaire est dérivée de la théorie des schèmes (les motifs de similarité) introduites par Goldberg dans [87]. Cependant, cette représentation n'est pas appropriée et n'est pas naturelle dans quelques applications réelles. Bien que, ces dernières années, quelques travaux ont suggéré un AG codé réel comme une amélioration de l'AG classique, les stratégies d'évolution ont été dédiées dès le début de leur apparition à la résolution de problèmes d'optimisation dans l'espace des vecteurs réels [109, 137].

Parmi une variété de stratégies d'évolution, les plus populaires proposées en littérature sont la stratégie  $(\mu, \lambda)$  et la stratégie  $(\mu + \lambda)$ . La SE- $(\mu + \lambda)$ , par laquelle une mutation d'auto adaptation est utilisée, a été choisi pour effectuer cette étude. Contrairement à la stratégie  $(',')$ , la stratégie  $('+')$  est élitiste. Cette dernière choisie les  $\mu$  survivants de l'union des parents et des descendants de telle façon qu'une évolution monotone est garantie. Quoique la

SE- $(\mu, \lambda)$  était préférée par Schwefel [110], des conclusions expérimentales récentes semblent indiquer que la SE- $(\mu+\lambda)$  est aussi bien ou meilleure que la SE- $(\mu, \lambda)$ , dans plusieurs cas pratiques [117]. Ainsi notre choix a été fait pour la SE- $(\mu+\lambda)$ .

La section suivante contient les différents tests effectués pour résoudre ce problème d'optimisation, et les résultats trouvés pour chaque système utilisant l'AG et la SE. Pour la méthode proposée, nous essayons de mettre en évidence la variation de la Pd comme une fonction du SNR pour différentes valeurs de la Pfa. Enfin une interprétation des résultats est produite avec des conclusions.

### 3. Interprétation des Résultats de Simulation

Dans ce chapitre, deux différentes méthodes des AEs sont utilisées pour l'optimisation du seuil de détection dans des systèmes distribués CFAR, à base des détecteurs locaux OS-CFAR et CMLD. Ces détecteurs sont considérés identiques, avec un nombre  $n=2, 3$  et  $5$  dans chaque système [138, 139]. Le but de cette étude est la comparaison des performances des deux systèmes afin de déterminer la méthode d'optimisation la plus efficace pour la fonction objective définie par la formule (5.1).

Pour l'AG, la population initiale est composée de 100 chromosomes aléatoires, dont chacun est exprimé par  $[K_1, K_2, \dots, K_N; T_1, T_2, \dots, T_N]$ . Ensuite pour construire la première génération nous prenons une sélection aléatoire par tournoi, des paramètres K et T avec une probabilité de croisement  $P_c=1$  et une probabilité de mutation  $P_m=0.1$ . Dans ce cas, un croisement linéaire est effectué où deux parents produisent deux enfants en utilisant un croisement discret pour K et un croisement arithmétique pour T. La taille du tournoi a été fixée à 5 avec une mutation adaptative à déviation standard initiale de 0.3, par utilisation de la règle de succès 1/5.

A cause de la nature réelle de notre problème d'optimisation, nous avons proposé comme deuxième solution, la stratégie d'évolution SE- $(\mu+\lambda)$  qui est principalement utilisée pour le cas d'optimisation des paramètres réels. Dans ce cas une sélection aléatoire pour le croisement est effectuée avec une mutation Log-Normale auto-adaptative (isotropique).

#### 3.1. Cas homogène

Dans la première partie de ce travail, nous supposons que les détecteurs dans chaque système possèdent un nombre de cellules  $N_i=32$ . Le tableau 7.1 donne les meilleurs résultats de l'AG adaptative pour les deux systèmes à base des détecteurs locaux OS-CFAR et CMLD. Dans ce cas, on peut facilement constater que les résultats pour la règle de fusion OR sont meilleurs que les résultats pour la règle de fusion AND. Aussi le système CMLD atteint une performance meilleure par rapport au système OS-CFAR.



Tableau 7.1. Les Meilleurs résultats des détecteurs OS et CMLD pour l'Algorithme Génétique

Règle de Fusion	Règle AND			Règle OR		
	n=2	n=3	n=5	n=2	n=3	N=5
<b>OS-CFAR</b>						
$\alpha_0=10^{-5}$	Pd=0.8774 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =4.9329	Pd=0.88258 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =3.1399	Pd=0.88654 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =1.8156	Pd=0.9780 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =11.1187	Pd=0.99632 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =11.5991	Pd=0.99989 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =13.4460
$\alpha_0=10^{-6}$	Pd=0.8511 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =6.0863	Pd=0.8584 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =3.8830	Pd=0.86407 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =2.2030	Pd=0.9671 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =11.4348	Pd=0.9933 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =14.4893	Pd=0.99969 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =16.7239
$\alpha_0=10^{-7}$	Pd=0.8242 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =7.3012	Pd=0.8341 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =4.5616	Pd=0.84170 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =2.5988	Pd=0.9515 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =18.8609	Pd=0.98832 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =19.5104	Pd=0.99928 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =20.3450
$\alpha_0=10^{-8}$	Pd=0.7968 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =8.5801	Pd=0.8097 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =5.3107	Pd=0.81945 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =3.0032	Pd=0.9331 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =22.7044	Pd=0.98128 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =23.4213	Pd=0.99845 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =24.3425
<b>CMLD</b>						
$\alpha_0=10^{-5}$	Pd=0.87796 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.4959	Pd=0.88296 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.3160	Pd=0.88679 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.1829	Pd=0.97797 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =1.2270	Pd=0.99632 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =1.2803	Pd=0.99990 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =1.1963
$\alpha_0=10^{-6}$	Pd=0.85284 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =0.5463	Pd=0.85894 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.3861	Pd=0.8644 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.2219	Pd=0.9666 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =1.5428	Pd=0.99325 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =1.6017	Pd=0.99973 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =1.4838
$\alpha_0=10^{-7}$	Pd=0.82650 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =0.6542	Pd=0.83478 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.4586	Pd=0.84213 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.2617	Pd=0.95362 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =1.6707	Pd=0.99155 K <sub>i</sub> =31 T <sub>i</sub> =0.8264	Pd=0.99930 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =2.0410
$\alpha_0=10^{-8}$	Pd=0.79974 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =0.7675	Pd=0.81049 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.5337	Pd=0.81999 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =0.3023	Pd=0.93383 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =2.2781	Pd=0.98157 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =2.3502	Pd=0.99849 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =2.4428

Tableau 7.2 Les Meilleurs résultats des détecteurs OS et CMLD pour la Stratégie d'Evolution ( $\mu+\lambda$ )

Règle de Fusion	Règle AND			Règle OR		
	n=2	n=3	n=5	n=2	n=3	N=5
<b>OS-CFAR</b>						
$\alpha_0=10^{-5}$	Pd=0.87770 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =4.5016	Pd=0.88264 K <sub>i</sub> =28 T <sub>i</sub> =2.1301	Pd=0.88664 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =1.3699	Pd=0.97795 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =11.1187	Pd=0.99637 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =10.5235	Pd=0.99989 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =12.2163
$\alpha_0=10^{-6}$	Pd=0.85147 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =5.5509	Pd=0.85876 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =2.8912	Pd=0.86422 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =1.6617	Pd=0.96666 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =13.9599	Pd=0.99313 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =15.9682	Pd=0.99971 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =15.1694
$\alpha_0=10^{-7}$	Pd=0.82470 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =6.6546	Pd=0.83460 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =3.7894	Pd=0.84195 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =2.1623	Pd=0.95312 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =13.9644	Pd=0.98832 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =19.5104	Pd=0.99928 K <sub>i</sub> =24 T <sub>i</sub> =20.3450
$\alpha_0=10^{-8}$	Pd=0.79803 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =7.1022	Pd=0.81035 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =4.4088	Pd=0.81978 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =2.4980	Pd=0.93584 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =16.7344	Pd=0.98182 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =21.1762	Pd=0.99858 K <sub>i</sub> =26 T <sub>i</sub> =19.8681
<b>CMLD</b>						
$\alpha_0=10^{-5}$	Pd=0.88121 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =0.2864	Pd=0.88428 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =0.2286	Pd=0.88778 K <sub>i</sub> =28 T <sub>i</sub> =0.1197	Pd=0.98034 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =0.6854	Pd=0.99692 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =0.7137	Pd=0.99991 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =0.9465
$\alpha_0=10^{-6}$	Pd=0.85561 K <sub>i</sub> =28 T <sub>i</sub> =0.3924	Pd=0.86241 K <sub>i</sub> =30 T <sub>i</sub> =0.2005	Pd=0.86641 K <sub>i</sub> =30 T <sub>i</sub> =0.1165	Pd=0.97075 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =0.8514	Pd=0.99407 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =1.1172	Pd=0.99978 K <sub>i</sub> =28 T <sub>i</sub> =1.0378
$\alpha_0=10^{-7}$	Pd=0.83339 K <sub>i</sub> =31 T <sub>i</sub> =0.3299	Pd=0.84008 K <sub>i</sub> =31 T <sub>i</sub> =0.2102	Pd=0.84444 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =0.1531	Pd=0.95874 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =1.0315	Pd=0.99123 K <sub>i</sub> =30 T <sub>i</sub> =0.9411	Pd=0.99945 K <sub>i</sub> =27 T <sub>i</sub> =1.4101
$\alpha_0=10^{-8}$	Pd=0.80867 K <sub>i</sub> =31 T <sub>i</sub> =0.3845	Pd=0.81167 K <sub>i</sub> =25 T <sub>i</sub> =0.4773	Pd=0.82295 K <sub>i</sub> =29 T <sub>i</sub> =0.1764	Pd=0.94709 K <sub>i</sub> =31 T <sub>i</sub> =0.9489	Pd=0.98635 K <sub>i</sub> =30 T <sub>i</sub> =1.1139	Pd=0.99909 K <sub>i</sub> =30 T <sub>i</sub> =1.1541

Le tableau 7.2, montre les meilleurs résultats pour la stratégie  $(\mu+\lambda)$  appliquée à une population initiale de 15 individus qui abouti, après un croisement discret et une mutation auto-adaptative, à 100 individus de progéniture. D'après le tableau précédent nous pouvons noter qu'il y a une amélioration de la performance en comparaison avec l'AG pour presque les deux types de détecteurs.

Pour montrer la différence entre l'AG par tournoi et la SE- $(\mu+\lambda)$ , afin de déterminer dans quel cas l'amélioration a été constatée, nous traçons sur les Figures 7.1-7.3 une comparaison entre les deux méthodes pour un système distribué qui contient trois détecteurs, comme une fonction de la probabilité de fausse alarme désirée. Dans ce cas le SNR a été fixé à  $20_{dB}$ , les deux types de systèmes sont utilisés, et les deux règles de fusion sont testées.

Les résultats donnés par la SE- $(\mu+\lambda)$  pour la règle de fusion OR en fonction du SNR pour un système à 2, 3 et 5 détecteurs OS-CFAR, sont présentés sur les Figures 7.4, 7.5 et 7.6 respectivement. Nous pouvons facilement relever que l'augmentation du nombre de détecteurs dans un système permet l'amélioration des résultats d'une façon significative. La même représentation est observée aux Figures 7.7, 7.8 et 7.9 lorsque le détecteur CMLD est utilisé.

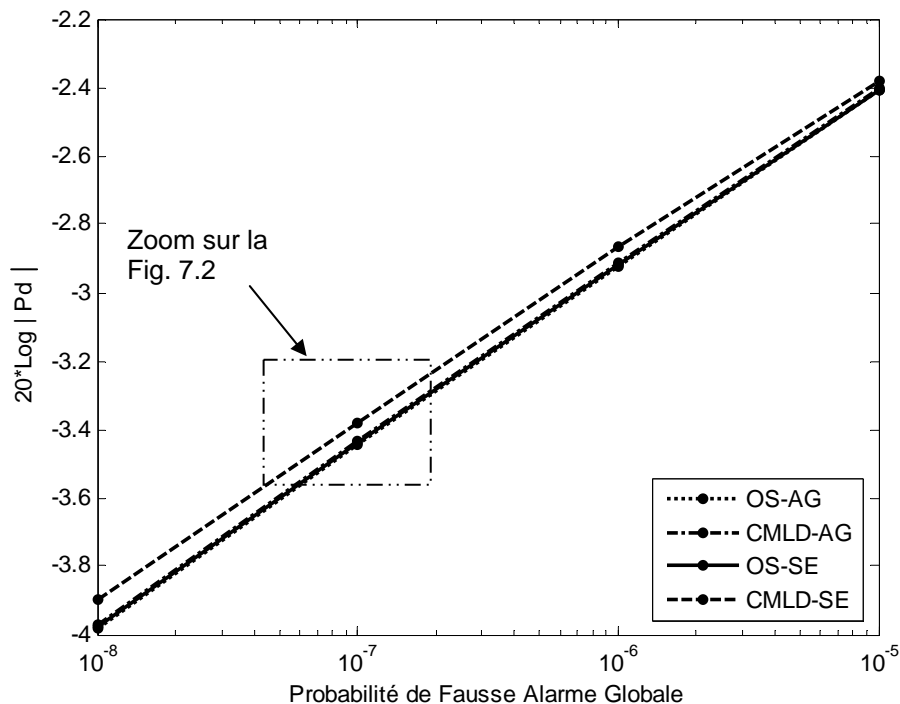


Fig. 7.1 Comparaison entre l'AG et la SE- $(\mu+\lambda)$  pour la règle de fusion AND

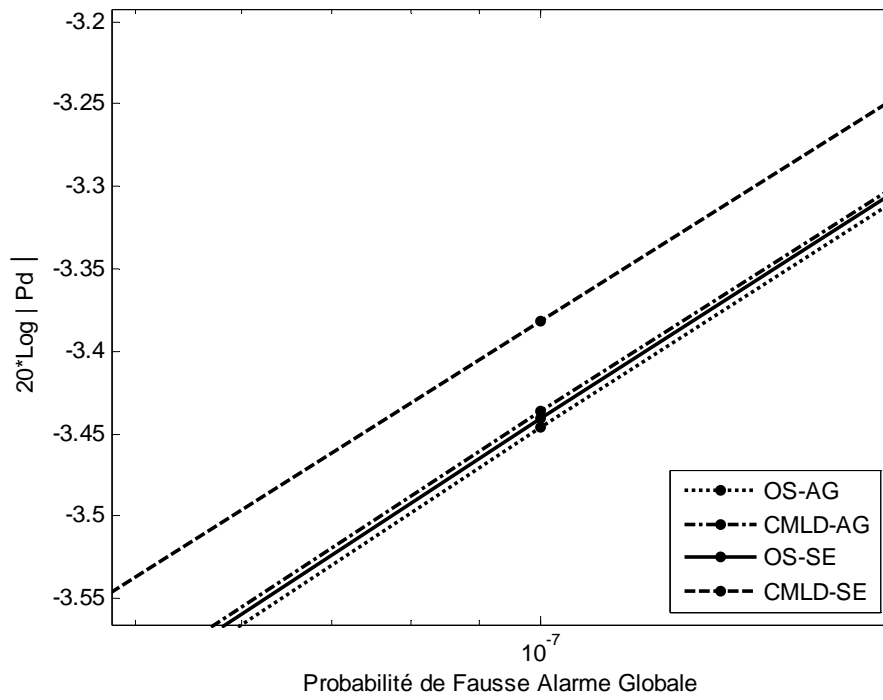


Fig. 7.2 Région zoomée de la Fig. 7.1

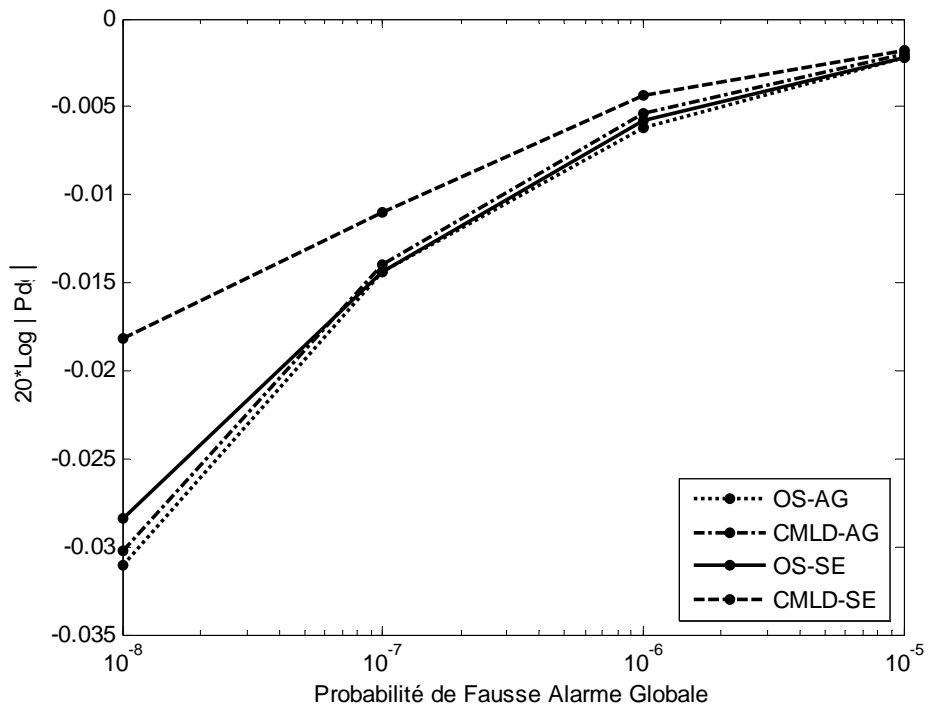


Fig. 7.3 Comparaison entre l'AG et la SE-( $\mu+\lambda$ ) pour la règle de fusion OR

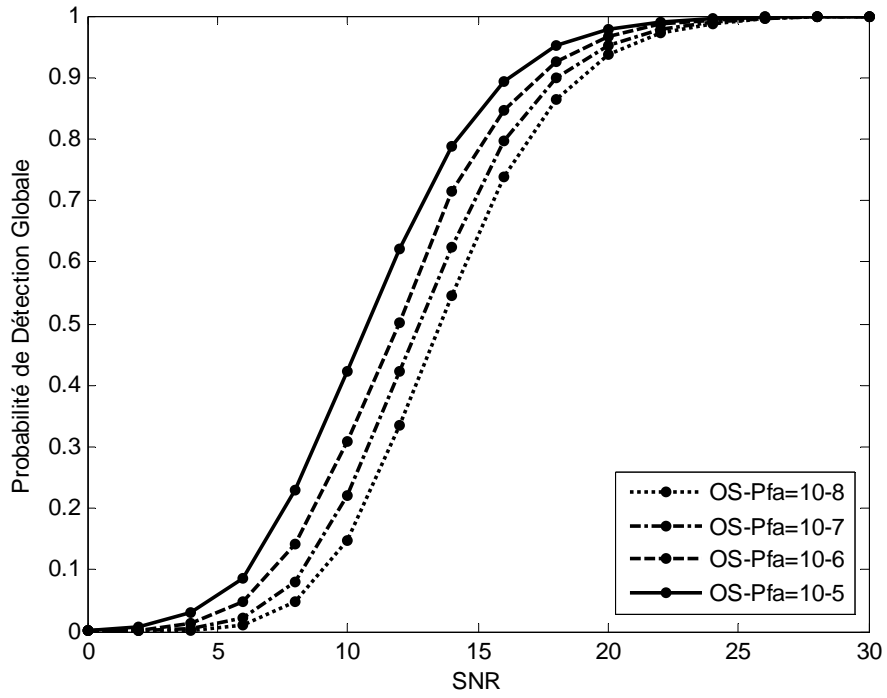


Fig. 7.4 Performance de la SE-( $\mu+\lambda$ ) dans un système à 2 détecteurs OS

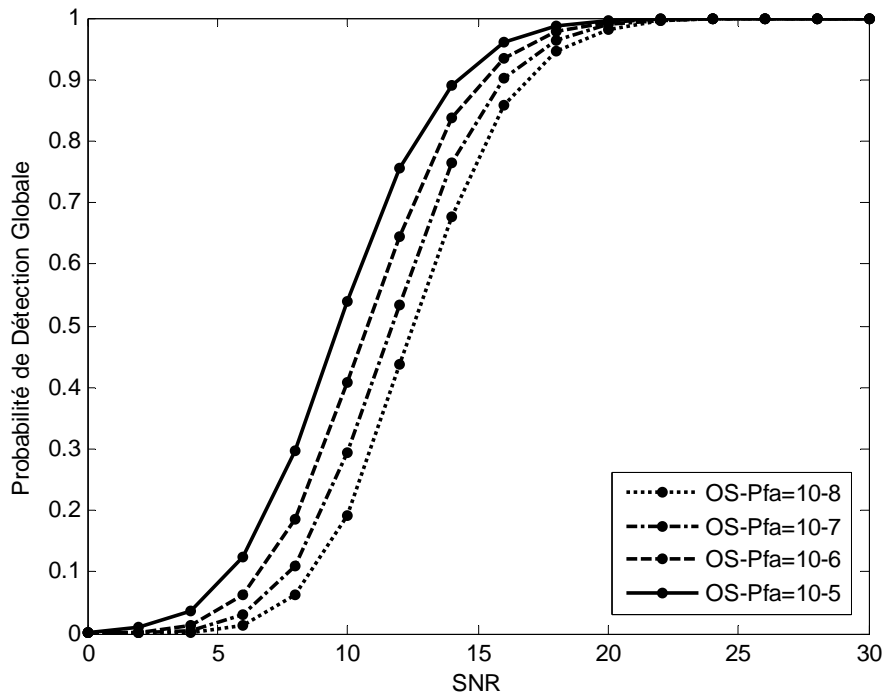


Fig. 7.5 Performance de la SE-( $\mu+\lambda$ ) dans un système à 3 détecteurs OS

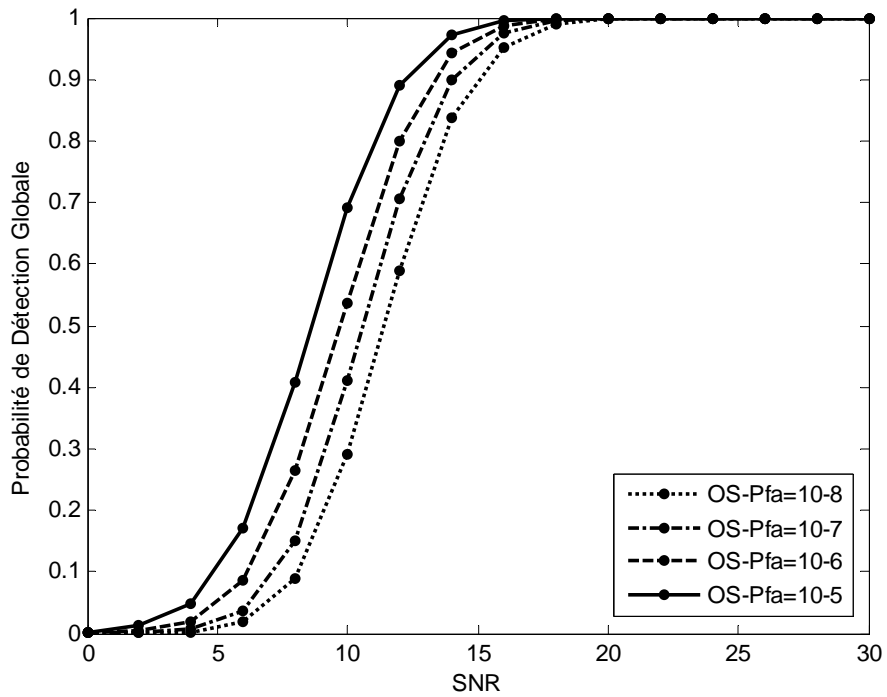


Fig. 7.6 Performance de la SE-( $\mu+\lambda$ ) dans un système à 5 détecteurs OS

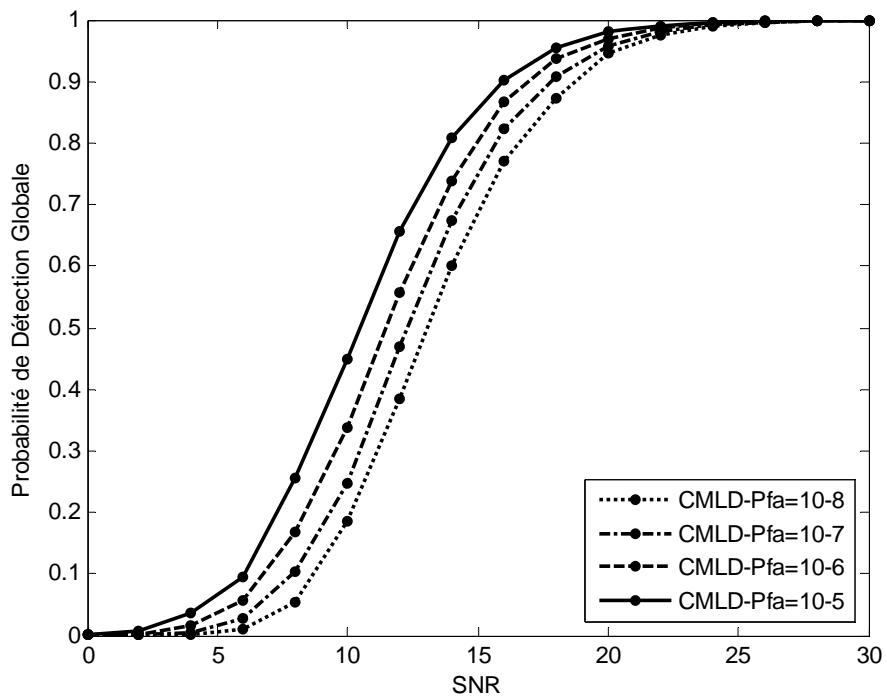


Fig. 7.7 Performance de la SE-( $\mu+\lambda$ ) pour un système à 2 détecteurs CMLD

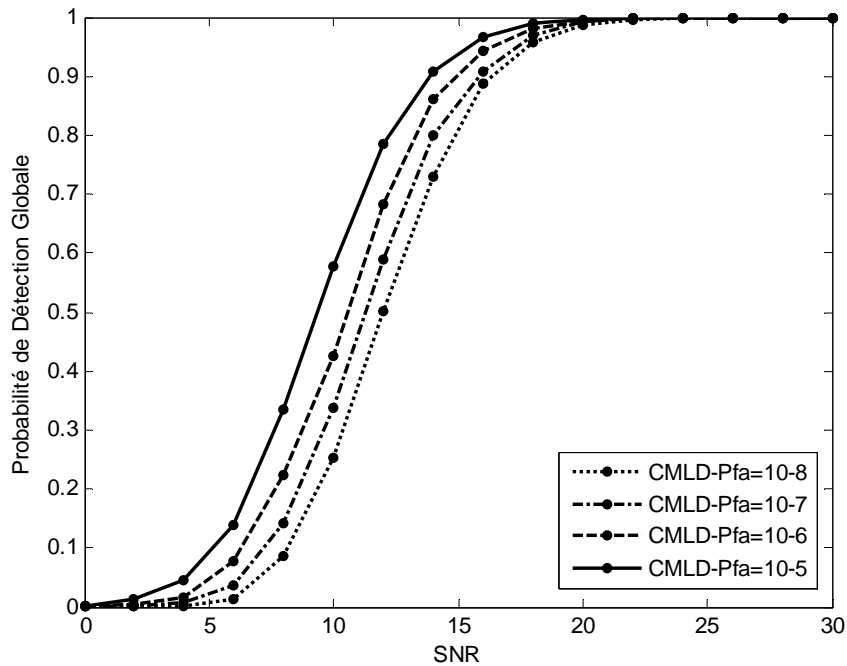


Fig. 7.8 Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$  pour un système à 3 détecteurs CMLD

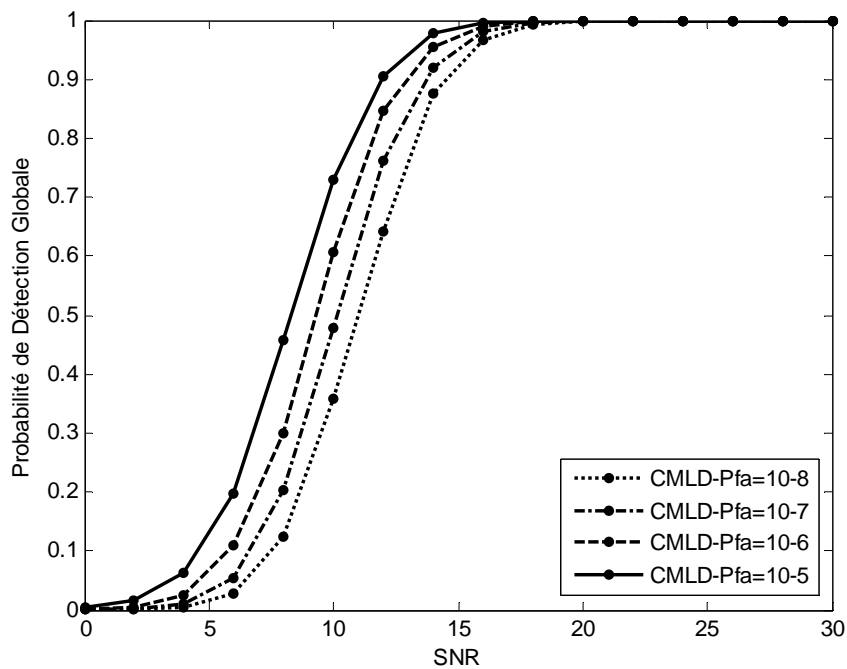


Fig. 7.9 Performance de la SE- $(\mu+\lambda)$  pour un système à 5 détecteurs CMLD

La Figure 7.10 montre la performance de trois systèmes CFAR à base des détecteurs locaux CMLD en variant le nombre de détecteurs dans chaque système. La SE- $(\mu+\lambda)$  est utilisée pour une  $P_{fa}=10^{-8}$ . Nous remarquons que la performance de détection s'améliore avec l'augmentation du nombre de détecteurs indépendamment de la méthode d'optimisation utilisée.

Afin d'évaluer la contribution apportée par la méthode proposée dans ce chapitre, nous avons estimé qu'il était nécessaire de comparer la SE avec l'AG en fonction du SNR et de la

probabilité de fausse alarme globale. La Figure 7.11 représente cette comparaison pour un système qui contient 3 détecteurs CMLD, ce qui montre clairement qu'il y a une amélioration de la SE comparée à l'AG sur tout l'intervalle du SNR.

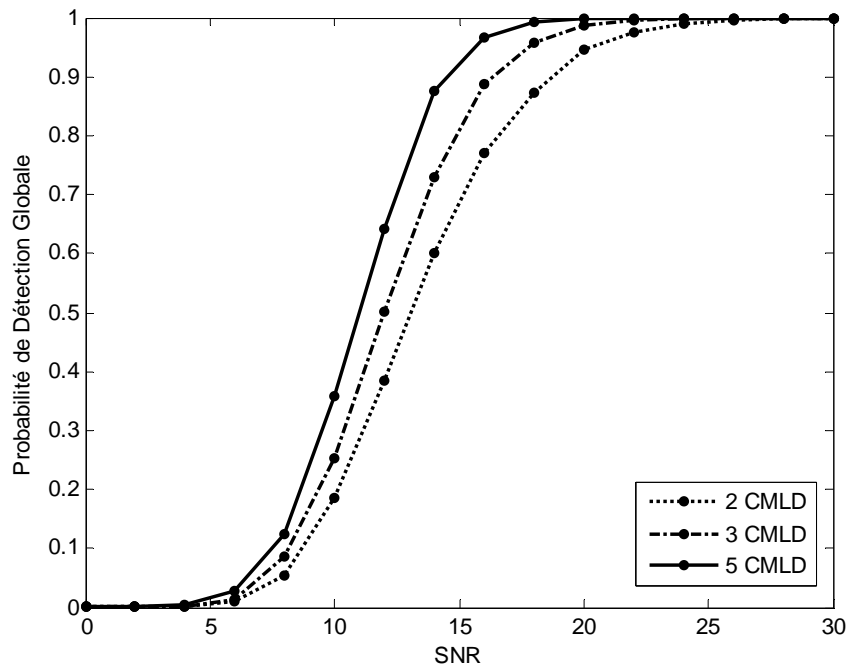


Fig. 7.10 Performance de la SE-( $\mu+\lambda$ ) pour une  $P_{fa}=10^{-8}$  dans un système distribué CMLD

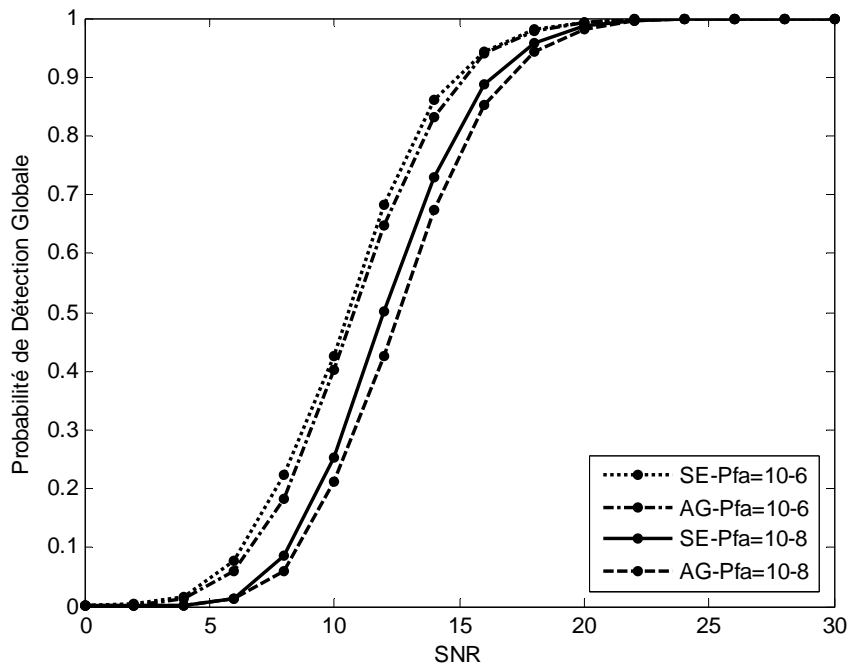


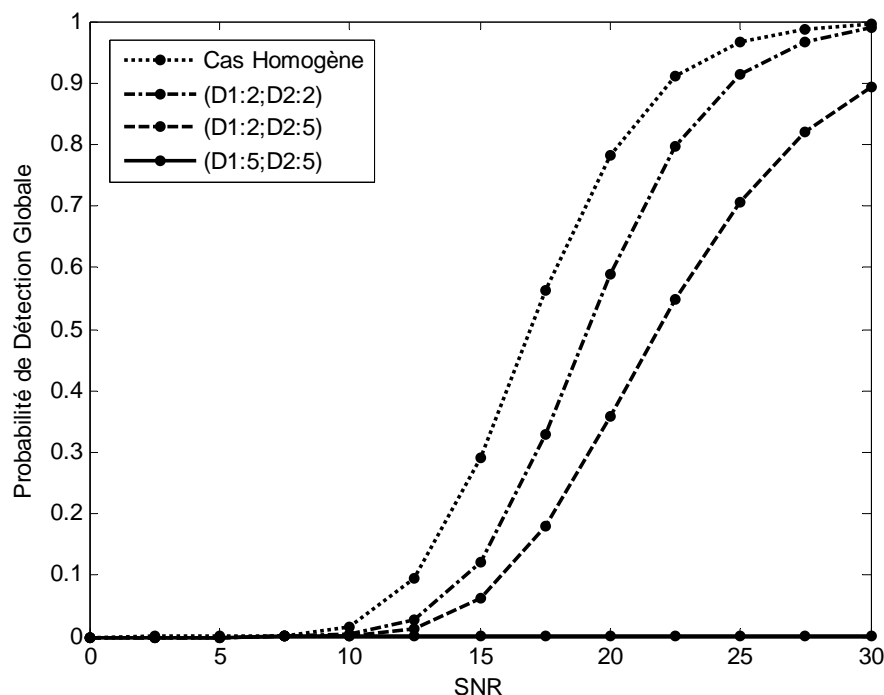
Fig. 7.11 Comparaison entre la SE-( $\mu+\lambda$ ) et l'AG pour un système distribué à 3 détecteurs CMLD

### 3. 2. Cas non homogène

Dans le cas d'une situation de non homogénéité, illustrée par la présence de cibles interférentes, la performance des deux algorithmes évolutionnaires l'AG et la SE pour un système distribué à base de deux détecteurs locaux dans les deux cas du OS-CFAR et du CMLD, est analysée. Le nombre de cellules est supposé égal à 16, afin de pouvoir analyser la situation des cibles interférentes d'une façon raisonnable. Nous proposons ici le test de l'influence de la présence des cibles interférentes sur la performance des méthodes proposées.

Les meilleurs résultats dans le cas de l'AG sont : ( $K=14$ ,  $T=34.840$ ) pour l'OS-CFAR et ( $K=16$ ,  $T=3.7488$ ) pour le CMLD. Aussi dans le cas de la SE, les meilleurs résultats sont : ( $K=13$ ,  $T=39.9090$ ) pour l'OS-CFAR et ( $K=15$ ,  $T=4.4635$ ) pour le CMLD.

Différentes situations suivant le nombre de cibles interférentes dans chaque détecteur sont considérées. La Figure 7.12 montre une comparaison entre plusieurs situations de cibles interférentes pour un système distribué OS-CFAR par un fusionnement des décisions suivant la règle de fusion OR et pour une probabilité de fausse alarme globale désirée égale à  $10^{-5}$ . Dans ce cas, un AG est utilisé pour l'optimisation de  $K$  et  $T$ , où  $D1$  représente le nombre de cibles interférentes pour le premier détecteur alors que  $D2$  représente le même nombre pour le deuxième détecteur.



**Fig. 7.12 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué OS-CFAR dans le cas de l'AG.**

La Figure 7.13 trace la même comparaison pour une application de la méthode d'optimisation SE. La remarque principale qui peut être tirée de ces résultats c'est bien la



dégradation de la performance du système suivant l'augmentation du nombre de cibles interférentes. Cette dégradation a aboutie en une courbe de détection qui est presque confondue avec l'axe des abscisses dans le cas de l'AG et qui est légèrement améliorée par l'application de la SE. La Figure 7.14 montre clairement la différence entre l'AG et la SE dans le cas d'un système distribué OS-CFAR pour deux situations différentes de non homogénéité.

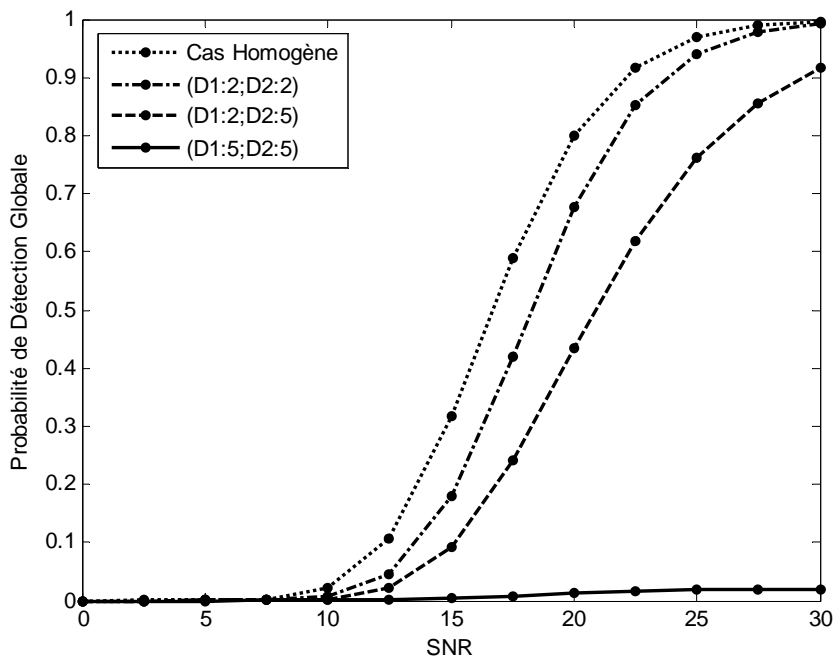


Fig. 7.13 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué OS-CFAR dans le cas de la SE-( $\mu+\lambda$ )

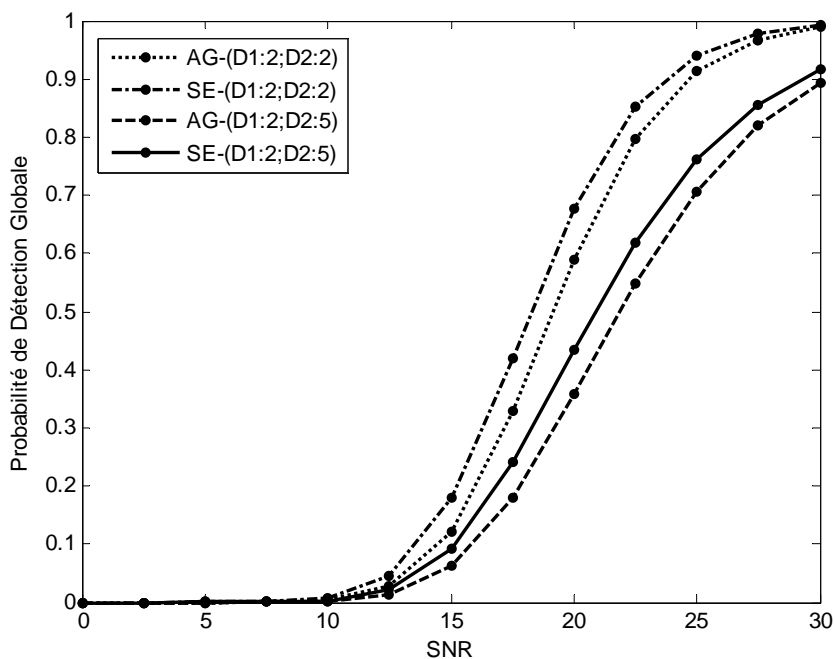


Fig. 7.14 Comparaison entre la SE-( $\mu+\lambda$ ) et l'AG pour différentes situations de cibles interférentes dans un système distribué OS-CFAR

Les Figures 7.15 et 7.16 représentent la performance d'un système distribué CMLD pour différentes situations de cibles interférentes par l'utilisation des deux méthodes, l'AG et la SE. En dépit de l'influence négative de l'accroissement du nombre de cibles interférentes sur la performance du système, nous pouvons facilement constater que le système CMLD donne des résultats meilleurs par rapport au système OS-CFAR.

Enfin dans le but de comparer la performance des deux méthodes d'optimisation dans un environnement non homogène, la Figure 7.17 représente la différence entre l'AG et la SE dans le cas d'un système CMLD. Cette dernière courbe montre clairement que dans le cas non homogène la différence entre les deux méthodes est bien plus remarquable que dans le cas homogène, et cette différence donne plus de privilège à la SE du fait que ses résultats sont meilleurs par rapport à l'AG.

### 3.3 Estimation du temps de calcul

Afin de compléter cette étude comparative, une comparaison du coût de calcul entre les deux méthodes d'optimisation, est ajoutée. Cette comparaison est effectuée sur un système distribué OS-CFAR à 3 détecteurs identiques pour  $N_i=16$  et  $P_{fa}=10^{-5}$ .

La différence entre les deux algorithmes, en ce qui concerne l'évolution du meilleur individu à travers le processus itératif pour un système distribué CFAR, est illustrée sur les Figures : 7. 18 - 7.21. Ces Figures, montrent que l'AG converge vers l'optimum rapidement par rapport à la SE, bien que cette dernière donne les faibles valeurs de fitness même si le nombre d'itérations nécessaires pour atteindre l'optimum est grand.

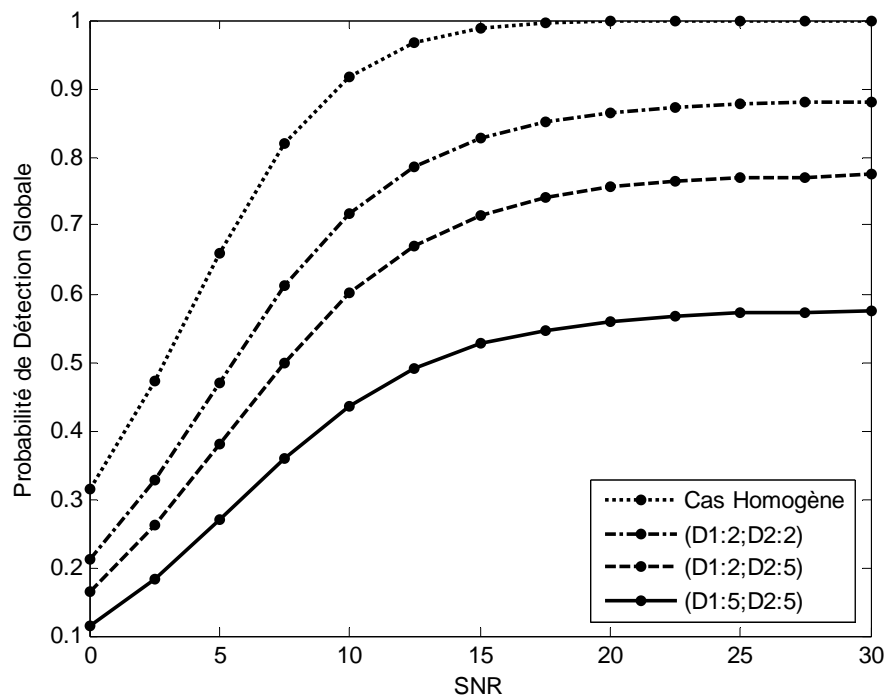
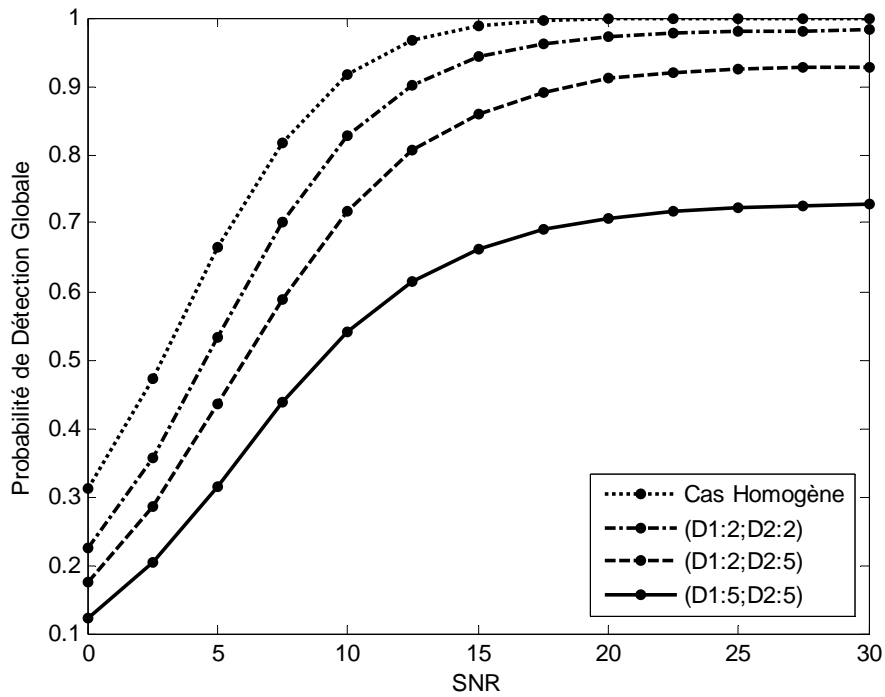
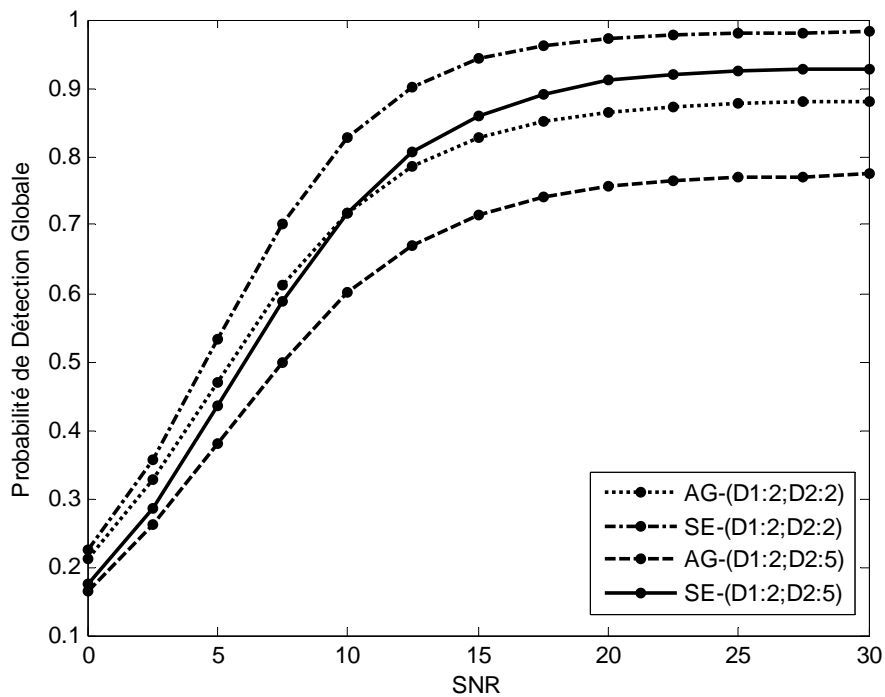


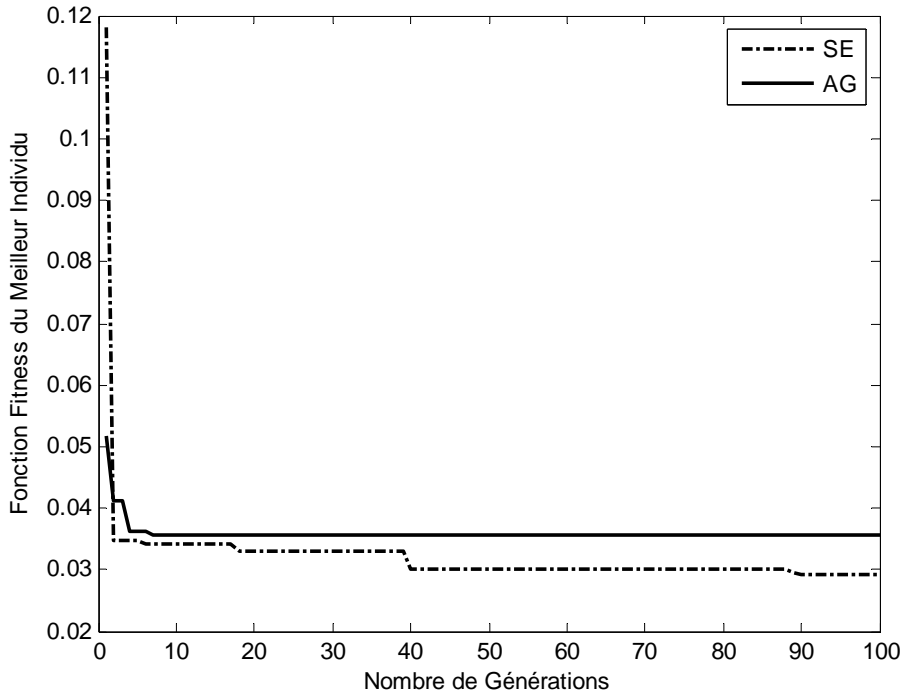
Fig. 7.15 Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué CMLD dans le cas de l'AG



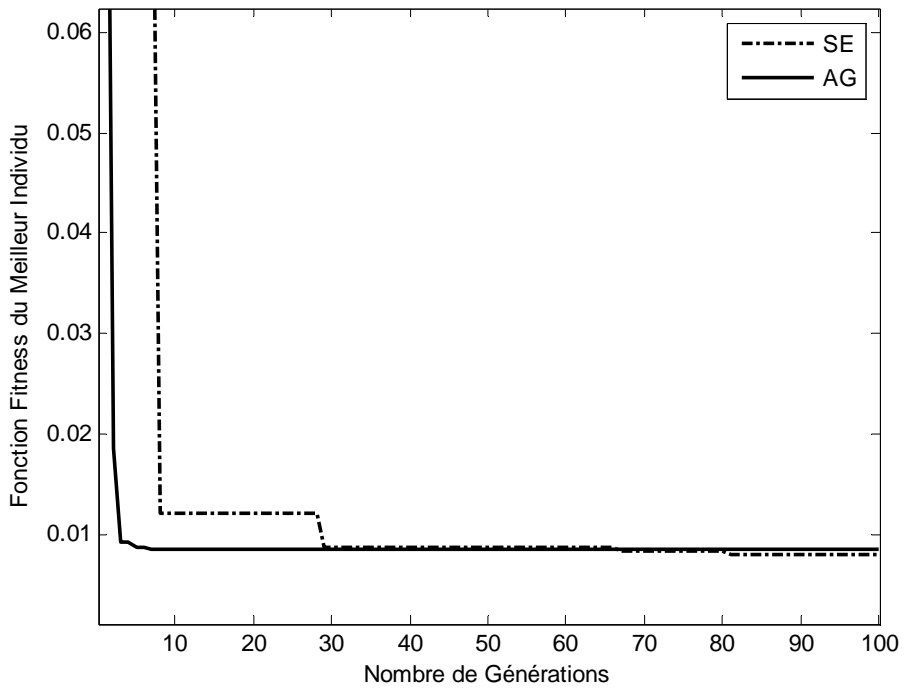
**Fig. 7.16** Comparaison entre différents cas de cibles interférentes pour un système distribué CMLD dans le cas de la SE-( $\mu+\lambda$ )



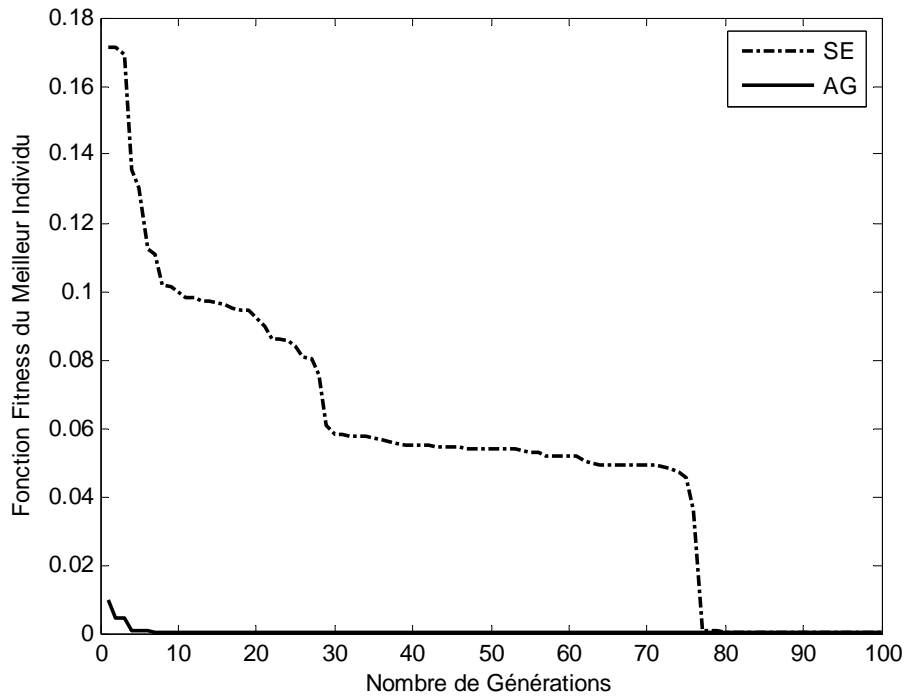
**Fig. 7.17** Comparaison entre la SE-( $\mu+\lambda$ ) et l'AG pour différentes situations de cibles interférentes dans un système distribué CMLD



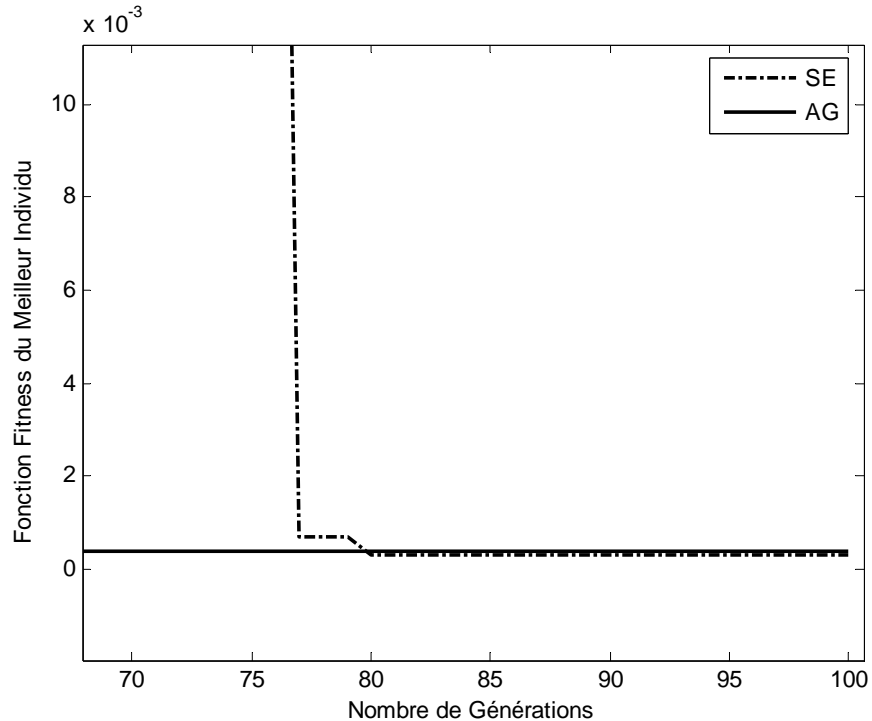
**Fig. 7.18** Comparaison de la variation de la fonction fitness entre l'AG et la SE pour un système à 2 détecteurs OS



**Fig. 7.19** Comparaison de la variation de la fonction fitness entre l'AG et la SE pour un système à 3 détecteurs OS



**Fig. 7.20** Comparaison de la variation de la fonction fitness entre l'AG et la SE pour un système à 5 détecteurs OS



**Fig. 7.21** Zoom sur la Figure 7.20

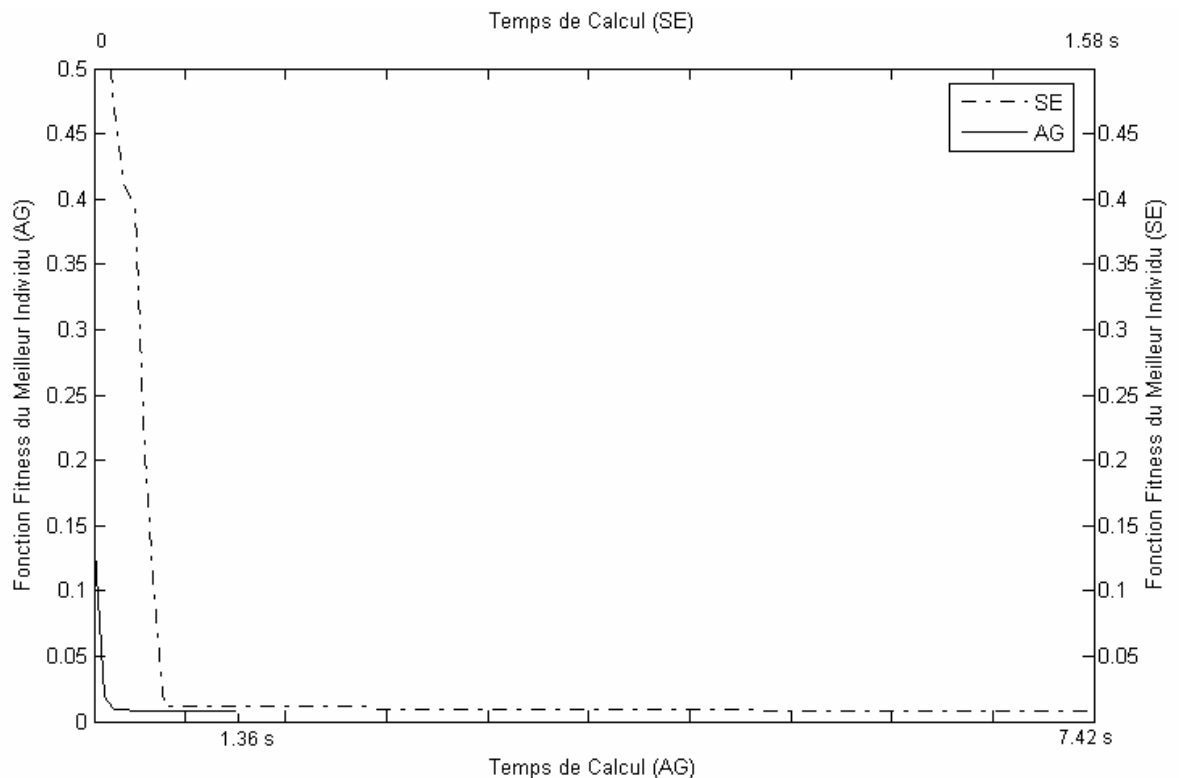
Pour l'AG, tous les tests convergent vers l'optimum avant la 15<sup>ème</sup> itération. Par contre, dans le cas de la SE, le nombre d'itérations peut atteindre 100 pour trouver l'optimum. Cependant,

le temps dissipé par le processeur dans le cas de l'AG est faible par rapport à celui du cas de la SE. Les résultats obtenus par une moyenne sur dix différentes exécutions sont représentés sur le tableau 7.3.

Dans le cas où on prend le même nombre d'itérations pour les deux différents types d'AEs, le temps nécessaire pour l'AG afin d'atteindre l'optimum est approximativement 7.42 s, alors que la SE nécessite 1.58 s seulement, comme représenté sur la Figure 7.22. Nous constatons alors que l'itération dans le cas de l'AG prend plus de temps que celle de la SE, ce qui est peut être dû à :

1. Dans le cas de l'AG, le tournoi utilisé pour sélectionner les parents à croiser prend plus de temps par rapport à la SE, qui utilise une sélection aléatoire des parents.
2. La population initiale dans le cas de l'AG est plus importante (100 individus) que celle du cas de la SE et reste constante au cours du processus itérative. Alors que la SE commence avec un faible nombre d'individus (15 individus) et augmente avec l'augmentation du nombre d'itérations.

Du fait que la SE exige plus d'itérations que l'AG pour améliorer l'évolution de la recherche afin d'atteindre l'optimum, le temps pris par les deux AEs est légèrement différent. Le coût de calcul de la SE est légèrement supérieur à celui de l'AG. Ceci ne constitue pas un problème parce que c'est un traitement autonome (off-line) et à cet effet il est plus convenable aux applications radars.



**Fig. 7.22** Comparaison en temps de calcul entre l'AG et la SE pour 100 itérations

**Tableau 7.3 Comparaison du temps de calcul entre l'AG et la SE**

Type de Détecteurs	OS-CFAR				CMLD			
Type d'AE	AG-Tournoi		SE-( $\mu+\lambda$ )		AG-Tournoi		SE-( $\mu+\lambda$ )	
Règle de Fusion	AND	OR	AND	OR	AND	OR	AND	OR
Temps CPU (s)	1.3640	1.3610	1.5923	1.5813	1.5242	1.4831	1.8166	1.7856

#### 4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé l'utilisation de la SE qui est une méthode d'optimisation déjà utilisée dans divers domaines. Cette méthode représente un autre type d'algorithmes évolutionnaires (AEs), qui a été dédié dès son apparition à des applications réelles, contrairement à l'AG qui a été initialement utilisé dans des applications discrètes. Nous avons présenté ici, une comparaison entre les deux types d'AEs appliqués à l'optimisation du seuil de détection pour un système distribué CFAR dans un environnement homogène et non homogène.

En premier lieu, l'AG codé réel basé sur la sélection par tournoi avec intégration d'une mutation adaptative, qui utilise la règle de succès 1/5, est testé. Ensuite la stratégie d'évolution SE-( $\mu+\lambda$ ) utilisant la mutation Log-Normale auto-adaptative, est appliquée.

Les résultats dans le cas homogène ont montré une certaine amélioration de la performance du système CFAR, en utilisant la SE par rapport à l'AG. Aussi, il a été constaté que le système à base du CMLD est plus performant que celui à base de l'OS-CFAR et ceci pour les deux méthodes d'optimisation utilisées. Dans le cas non homogène, le système est largement influencé par la présence des cibles interférentes et la différence entre les deux méthodes d'optimisation est bien plus claire que dans le cas homogène.

D'une façon générale, les résultats montrent que quoique la SE prend légèrement plus de temps par rapport à l'AG, elle arrive cependant à améliorer la performance du système, ce qui peut être très bénéfique dans les applications des systèmes distribués CFAR.

## Chapitre 8

### Conclusion Générale

---

Les algorithmes évolutionnaires peuvent être considérés comme des techniques efficaces pour l'optimisation des fonctions irrégulières, mal conditionnées ou difficiles à calculer. Aussi, l'utilisation de détecteurs multiples avec un centre de fusion a montré une amélioration de la performance sur l'utilisation d'un système à détecteur unique. De ce fait, le problème d'optimisation dans les systèmes de détection distribuée CFAR a pris une place importante parmi une large variété de problèmes d'optimisation, ce qui a donné à la méthode de résolution choisie, un intérêt important dans l'étude de tels systèmes.

Cette thèse a traité dans son ensemble, l'application des AEs, incluant les AGs et les SEs pour l'optimisation du seuil de détection dans un système CFAR distribué avec un centre de fusion. Différentes situations ont été considérées, suivant la variation du nombre de détecteurs dans le système, la variation de la Pfa, la variation du SNR ainsi que la différence de l'environnement dans lequel est considérée la détection, selon qu'il est homogène ou non homogène lié à la présence de cibles interférentes.

La première contribution apportée par ce travail, avait considéré l'amélioration de l'application des AGs déjà proposés récemment en littérature. Une comparaison entre les schémas de croisement l'EMS, l'AFP et le BMW, a été traitée pour deux types de systèmes différents, l'un à base de détecteurs locaux OS-CFAR et l'autre à base de CMLD, ce qui a montré une certaine amélioration de la performance, apportée par l'EMS par rapport à l'AFP et le BMW, et spécialement dans le cas d'un système CMLD qui a donné les meilleurs résultats. Bien que cette amélioration ait été faible, la comparaison a permis toutefois de montrer que les AGs sont des méthodes flexibles à résoudre les problèmes d'optimisation dans les systèmes distribués, en dépit du schéma de croisement et de la technique de remplacement. Ce même schéma de croisement a été ensuite appliqué avec une technique de remplacement déterministe à un système avec un nombre de détecteurs variable suivant la variation du SNR. Les résultats ont montré l'amélioration de la performance en même temps que l'augmentation du nombre de détecteurs et du SNR.

Un environnement homogène est une situation idéale qui est loin de la réalité, il était à cet effet important, de voir l'apport de l'AG pour une détection distribuée CFAR dans un



environnement non homogène lié à une présence de cibles interférentes. Le nombre de cellules couvertes par les cibles interférentes est supposé variable et par conséquent, plusieurs situations ont été prises en considération. Les résultats ont montré l'influence du nombre de cibles interférentes sur la qualité de la détection. Ainsi une dégradation importante a été observée lorsque ce nombre dépasse la valeur du paramètre  $K$  et sature le détecteur. De même, le système à base du CMLD a montré une meilleure performance par rapport à celui à base du OS-CFAR pour la situation critique dans laquelle les détecteurs locaux sont saturés et ceci, sur un intervalle considérable de la variation du SNR. Cette partie a permis de déduire que l'AG, qui est une méthode d'optimisation globale, autorise d'une façon flexible l'optimisation des systèmes qui contiennent plus de deux détecteurs.

La seconde contribution a été dédiée à l'étude de l'influence de certains opérateurs de l'AG sur la détection. Quoiqu'au début de l'implémentation des AGs à la résolution des problèmes complexes, la mutation était considérée comme un opérateur supplémentaire, les tests ont par contre montré que c'est un paramètre critique à l'amélioration de l'AG pour avoir une optimisation meilleure. L'intégration de la mutation dans l'étape de la reproduction de l'AG est considérée comme une perturbation des génomes, qui permet de toucher toutes les parties de l'espace de recherche afin d'éviter de tomber dans le cas de l'optimum local. Dans notre cas, l'intégration d'une mutation Gaussienne statique pour les deux paramètres à optimiser :  $K$  et  $T$ , a permis d'améliorer la performance du système malgré qu'il est difficile de choisir la probabilité de mutation convenable. Dans ce même contexte, l'influence de la nature du schéma de croisement a été testée pour les mêmes conditions précédentes. Le schéma de croisement EMS déjà présenté dans la première partie, est basé sur une sélection des parents à croiser suivant leurs fitness, ce qui nous a permis de le considéré comme étant un schéma purement déterministe. Ainsi nous avons proposé un schéma de croisement aléatoire basé sur l'un des principes de la sélection proportionnelle, et qui est le schéma du tournoi. Une comparaison plus ou moins détaillée entre les deux schémas a laissé apparaître quelques différences, dont les plus importantes étaient dans le cas d'environnement non homogène, où le schéma de croisement par tournoi était meilleur.

Le choix de l'espace de recherche qui est l'un des ingrédients les plus importants pour la réussite d'un quelconque AG a été à son tour testé comme une dernière étape de cette partie. D'après les résultats qui ont été trouvés à partir des tests effectués sur plusieurs espaces de recherche pour  $K$  et  $T$ , il s'est avéré qu'un choix minutieux de l'espace de recherche est un facteur fondamental pour améliorer l'AG.

La troisième et la dernière contribution proposée par ce travail était l'introduction d'une nouvelle technique basée sur les SEs qui sont différents des AGs mais qui appartiennent à la même racine, qui est les AEs. L'idée était basée sur le fait que puisque le problème que nous traitons est un problème réel et que les SEs ont été dédiées dès leur apparition à la

résolution de problèmes réels différemment des AGs qui ont été dédiés aux problèmes mathématiques discrets, nous avons donc jugé bénéfique de tenter l'application des SEs dans l'optimisation des systèmes distribués CFAR. En dépit des différentes variantes des systèmes sur lesquels la méthode a été testée, les résultats ont été en faveur des SEs utilisant la mutation auto-adaptative Log-Normal et plus particulièrement dans le cas non homogène. Les résultats ont montré que, malgré que la SE prenne légèrement plus de temps par rapport à l'AG, elle arrive cependant à améliorer la performance du système.

D'une façon générale on peut conclure que l'apport des algorithmes évolutionnaires a été d'une grande importance pour la résolution des systèmes d'équations non linéaires engendrés par la modélisation d'un système CFAR distribué. Cependant, malgré l'apparente simplicité d'un processus évolutionnaire, cet apport ne pourrait être bénéfique sans une très bonne connaissance de l'environnement et un choix soigneux de l'espace de recherche, et des opérateurs de reproduction.

## Méthodes Numériques d'Optimisation

L'optimisation est le processus de rendre une chose meilleure. La définition de meilleure, est relative au problème en main, de sa méthode de résolution et des tolérances permises. Du point de vue technique, l'optimisation est le processus d'ajuster les caractéristiques au processus mathématique afin de trouver le résultat minimal ou maximal. L'optimisation cherche alors à améliorer une performance en se rapprochant d'un ou (des) points optimaux.

Parmi les méthodes classiques, utilisées pour trouver la racine d'une fonction ou son optimisation, on présentera dans cette annexe, la méthode de bisection, du gradient conjugué et celle de Newton-Raphson [140, 141].

### A.1. Méthode de bisection

Cette méthode, appelée aussi de Dichotomie, qui vient du Grec ancien signifiant, couper en deux, est une méthode qui permet de déterminer la racine d'une fonction par une division successive de l'intervalle de recherche en deux, en utilisant le théorème de la valeur intermédiaire suivant l'algorithme:

1. D'après le théorème de la valeur intermédiaire, si  $f(a).f(b) < 0$ , alors il existe un point  $x^*$  appartenant à  $[a, b]$  tel que  $f(x^*) = 0$ .
2. On calcul  $c = \frac{a+b}{2}$  et on regarde dans quel sous-intervalle  $[a, c]$  ou  $[c, b]$  la fonction s'annule.
3. On remplace  $[a, b]$  par cet intervalle et on recommence tant qu'on n'a pas suffisamment bien approché la solution.

Cette méthode est surtout utilisée pour localiser grossièrement les zéros d'une fonction.

### A.2. Méthode du gradient conjugué

La méthode du gradient est un algorithme itératif qui, partant d'un point quelconque de l'espace de recherche, on commence par un calcul de la valeur du gradient dans son

voisinage immédiat. Puis on se déplace dans les directions des plus grandes pentes où le gradient est maximum. L'algorithme du gradient conjugué, permet de passer d'un estimé  $x(k)$  de la solution approchée  $x^*$  de la manière suivante:

$$\begin{aligned}
 x(k+1) &= x(k) + t(k) \cdot p(k) \\
 \text{où } p(k) &= -\nabla f(k) + \alpha(k) \cdot p(k-1) \\
 \left\{ \begin{array}{l} \alpha(0) = 0 \\ \alpha(k) = \frac{\|\nabla f(x(k))\|^2}{\|\nabla f(x(k-1))\|^2} \end{array} \right.
 \end{aligned} \tag{A.1}$$

### A.3. Méthode de Newton-Raphson

L'algorithme de Newton-Raphson est l'algorithme le plus utilisé. Il nécessite que la fonction soit continue et continûment dérivable dans le voisinage de  $x^*$ , ce qui permet un développement en série de Taylor autour d'un estimé  $x(k)$  comme suit :

$$f(x^*) = f(x(k)) + f'(x(k)) \cdot (x^* - x(k)) + \frac{(x^* - x(k))^2}{2!} \cdot f''(x(k)) + \dots \tag{A.2}$$

Cette algorithme considère l'estimation la plus proche de la valeur  $x^*$ , suivant l'itération :

$$x(k+1) = x(k) - \frac{f(x(k))}{f'(x(k))} \quad k = 1, 2, \dots, n \tag{A.3}$$

Souvent la convergence de cet algorithme est conditionnée par le choix de la valeur initiale  $x(0)$ .

Les méthodes classiques ou déterministes, qui sont fondées sur le calcul sous des conditions de continuité et de dérivabilité de la fonction à optimiser permettent d'atteindre des extremums locaux au voisinage du point de départ, ce qui peut être très loin de l'extremum global. Or, les problèmes posés par le monde réel sont souvent complexes et sont soumis à des contraintes. De ce fait les méthodes classiques se retrouvent incapables de résoudre un grand nombre de problèmes, d'où les techniques récentes de résolution basées sur les algorithmes évolutionnaires ont pris une place importante pendant la dernière décennie.

Salomon dans [142] présente les similarités et les différences entre les méthodes classiques qui sont basées sur le calcul des gradients et les algorithmes évolutionnaires.

## Bibliographie

- [1] Hardange, J. P., Lacomme, P. H., et Marchais, J. C., *Radar Aéroportés et spatiaux*, Collection Scientifique et Technique Thomson-CSF, Masson, Paris 1995.
- [2] Hardange, J. P., Lacomme, P. H., et Marchais, J. C., *Air and Spaceborne Radar Systems : An Introduction*, translated from the French by Freysz, M. L., and Hickman, R., by William Andrew publishing, LLC 2001.
- [3] Barton, D. K., and Leonov, S. A., *Radar Technology Encyclopedia (Electronic edition)*, Artech House, INC. 1998.
- [4] Darricau, J. "Physique et théorie du radar", Tome1, Editeur SODIPE, 2<sup>ième</sup> édition, Paris 1981.
- [5] Stevens, M. C., *Secondary Surveillance Radar*, Artech House, INC 1988.
- [6] Varshney, L., "Radars System Components and Systems Design," Technical report, Syracuse Research Corporation, New York: November 2002.
- [7] Mahafza, B. R., "Radar systems analysis and design using Matlab," PhD, Colsa Corporation; Huntsville, Alabama; Chapman & Hall/CRC 2000.
- [8] Skolnik, M. I., *Introduction to Radar systems*, second Edition, McGraw-Hill Book Company, Singapore, 1981.
- [9] Curtis Schlener, D., *Electronic Warfare in the Information Age*, vol. 3; Artech House Radar Library Hardcover; Boston 1999.
- [10] Kolawole, M. O., "Radar systems, Peak Detection and Tracking," PhD, Newnes Linacre House, Jordan Hill, Oxford OX2 8DP-2002.
- [11] Barkat, M., *Signal Detection and Estimation*, Artech House, 1991.
- [12] Minkler, G., and Minkler, J., *CFAR: The Principles of Automatic Radar Detection in Clutter*, by Magellan Book Company, 1990.
- [13] Ong, K. P., "Signal Processing for Airborne Bistatic Radar," PhD Thesis, The university of Edinburgh, June 2003.
- [14] Delacoudre, P., *principes du radar, techniques de base : applications des U.H.F.*, Edition radio, Paris 1962.
- [15] S. Guedaiem, "Détection et suivi de cibles par radar automobile à onde continue modulée en fréquence (FMCW)," Thèse de docteur, de l'université Paul Sabatier-Toulouse III, Spécialité : Traitement du Signal, 1997.
- [16] Gini, F., F. Lambardini, and L. Verrazani, "Decentralized CFAR Detection with Binary Integration in Weibull Clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, No. 2, April 1997, pp. 396-407.
- [17] Gini, F., F. Lambardini, and L. Verrazani, "Robust Nonparametric Multiradar CFAR Detection against Non-Gaussian Spiky Clutter," *IEE Proceedings, Part F*, Vol. 144, No. 3, June 1997, pp. 131-140.
- [18] Blum, R. S., and S. A. Kassam, "Optimum Distributed CFAR Detection of Weak Signals," *Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 98, No. 1, July 1995, pp. 221-229.

- 
- [19] Hussaini, E. K., A. A. M. Al-Bassiouni, and Y. A. El-Far, "Decentralized CFAR Detection," *Signal Processing*, Vol. 44, July 1995, pp. 299-307.
- [20] Finn, H. M., and 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.
- [21] Shnidman, D., A., "Radar Detection Probabilities and their Calculation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 31, No. 3, July 1995, pp. 928-950.
- [22] Skolnik, M.I., *Radar Handbook*, 2<sup>nd</sup> Edition, McGraw-Hill, 1990.
- [23] Hansen, V. G., "Constant False-Alarm Rate Processing in Search Radars," *IEE International Radar Conference*, October 1973, pp. 325-332.
- [24] Hansen, V. G., and 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.
- [25] Varshney, P. K., and Srinivasan, R., "Distributed Binary Integration," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, No. 1, January 1993. pp. 2-7.
- [26] Savage, I.R., *Bibliography of Nonparametric Statistics*, Harvard University press, Cambridge, 1962.
- [27] Schleher, D., C., *Automatic Detection and Radar Data Processing*, Artech House 1980.
- [28] Weiss, M., "Analysis of Some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiples Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-14, No. 1, 1982, pp. 102-114.
- [29] Trunk, G. V., "Range Resolution of Targets Using Automatic Detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-14, No. 5, 1978, pp. 750-755.
- [30] Rohling, H., "Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-19, No. 4, July 1983, pp. 608-616.
- [31] Varshney, P.K., *Distributed Detection and Data Fusion*, New York: Springer-Verlag 1997.
- [32] David, H. A., *Order Statistics*, New York: John Wiley and Sons, 1981.
- [33] Peihong, R., Qingfen, D., and Yuanhen, C., "The Research on the Detection Performance of OS-CFAR and its Modified Methods," *Radar, CIE International Conference on, Proceedings* 8-10 Oct. 1996, pp. 422-425.
- [34] Ritcey, J. A., and Hines, J. L., "Performance of MAX Family of Order-Statistic CFAR Detectors," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, No. 1, January 1991, pp. 48-57.
- [35] Ritcey, J. A., and Hwang, J. N., "Detection Performance and Systolic Architectures for OS-CFAR Detectors," *Radar Conference, Record of the IEEE 1990 International*, 7-10 May 1990, pp.112-116.
- [36] Üner, M. K., and Varshney, P. K., "CFAR Processing in Nonhomogeneous Background," *Proceeding of 7<sup>th</sup> Mediterranean Electro technical conference*, Vol. 1, 12-14 April 1994, pp. 156-159.
- [37] Rickard, J. T., and Dillard, G. M., "Adaptive Detection Algorithms for Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-13,

- No. 4, 1997, pp. 338-343.
- [38] Ritcey, J. A., "Performance Analysis of the Censored Mean-Level Detector," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-22, No. 4, 1986, pp. 443-454.
- [39] Gandhi, P. P., and Kassam, S. A., "Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 24, No. 4, July 1988, pp. 427-444.
- [40] Barkat, M., Himonas, S. D., and Varshney, P. K., "CFAR detection for multiple target situations," *Radar and Signal Processing, IEEE Proceeding F*, Vol. 136, No. 5, October 1989, pp. 193-209.
- [41] Prastitis, L. A., "On Adaptive Censored CFAR Detection," Dissertation for PhD, New Jersey Institute of technology, January 1993.
- [42] Himonas, S. D., "Adaptive Censored Greatest-of CFAR detection," *IEE Proceedings, Pt. F*, Vol. 139, No. 3, 1992, pp. 247-255.
- [43] Ritcey, J. A., and Hines, J. L., "Performance of Max-Mean Level Detector with and Without Censoring," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-25, No. 2, March 1989, pp. 213-223.
- [44] Hwang, J. N., and Ritcey, J. A., "Systolic Architectures for Radar CFAR Detectors," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 39, No. 10, October 1991, pp. 2286-2295.
- [45] Himonas, S. D., and Barkat, M., "Automatic Censored CFAR Detection for Nonhomogeneous Environments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-28, No. 1, 1992, pp. 286-304.
- [46] Khalighi, M. A., and Bastani, M. H., "Adaptive CFAR Processor for Nonhomogeneous Environments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-36, No. 3, July 2000, pp. 889-897.
- [47] El-Mashade, M. B., "M Correlated Sweeps Performance Analysis of Mean-Level CFAR Processors in Multiples Target Environments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-38, No. 2, April 2002, pp. 354-366.
- [48] Smith, M. E., and Varshney, P.K., "VI-CFAR: A Novel CFAR Algorithm Based on Data Variability," *Radar Conference. Proceedings of the 1997 IEEE* 13-15 May 1997, pp. 263-268.
- [49] Smith, M. E., and Varshney, P. K., "Intelligent CFAR Processor Based on Data Variability," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-36, No. 3, 2000, pp. 837-847.
- [50] Farrouki, A., and Barkat, M., "Automatic Censoring CFAR Detector Based on Ordered Data Variability for Nonhomogeneous Environments," *IEE Proceeding, Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 152, February 2005, pp. 43-51.
- [51] Gandhi, P. P., Cardona, E., Baker, L., "CFAR signal detection in nonhomogeneous Weibull clutter and interference," *Radar Conference, Record of the IEEE 1995 International*, 8-11 May 1995, pp. 583 – 588.
- [52] Ravid, R., Levanon, N., "Maximum-likelihood CFAR for Weibull background," *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, Vol. 139, No. 3, June 1992, pp. 256-264.
- [53] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., "Biparametric CFAR procedures for lognormal clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, No. 3, July 1993, pp. 798-809.
- [54] Sharhan, A. E., and Greenberg, B. G., *Contributions to ordered statistics*, New York

- Weily, 1962.
- [55] Mann, N. R., Schafer, R. E., and Singpurwalla, N. D., *Methods for statistical analysis of reliability and life data*, New York, Wiley, 1974.
- [56] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., "Biparametric linear estimation for CFAR against Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 28, No. 1, January 1992, pp. 138-151.
- [57] Huadong, M., Xiqin, W., and Yingning, P., "New CFAR processor independent of original noise distribution," *Proceedings 2001 CIE International Conference on Radar*, 15-18 Oct. 2001, pp. 368-371.
- [58] Helstorm, C. W., *Elements of signal detection & estimation*, Prentice Hall, NJ. 1995.
- [59] Hansen, V. G., and Olsen, B. A., "Nonparametric radar extraction using a generalized sign test," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.7, No.5, 1971, pp. 942-950.
- [60] Norouzi, Y., Sheikhi, A., and Nayebi, M. M., "Design and analysis of optimum distribution free OS-CFAR for non coherent radars," *IRS*, September 6-8 2005, Berlin, Germany.
- [61] Barkat, M., and Varshney, P. K., "Decentralized CFAR Signal Detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-25, March 1989, pp. 141-149.
- [62] Barkat, M., and Varshney, P. K., "Adaptive Cell-Averaging CFAR Detection in Distributed Sensor Networks," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, No. 3, May 1991, pp. 424-429.
- [63] Blum, R. S., and Kassem, S. A., "Distributed Cell-Averaging CFAR Detection in Dependent Sensors," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 41, No. 2, March 1995, pp. 513-518.
- [64] Mathur, A., and Willett, P. K., "Local SNR Considerations in Decentralized CFAR Detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 34, No. 1, January 1998, pp. 13-23.
- [65] Gowda, C. H., and 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.
- [66] 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.
- [67] Üner, M.K., and 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.
- [68] Meng, X., and He, Y., "Two Generalized Greatest of Selection CFAR Algorithms," *Radar, CIE International Conference on, Proceedings 15-18 Oct. 2001*, pp. 359-362.
- [69] Zhao, L., Liu, W., Wu, X., and Fu, J., S., "A novel Approach for CFAR processors design," *Radar Conference. Proceedings of the 2001 IEEE 1-3 May 2001*, pp. 284-288.
- [70] He, Y., Guan, J., Peng, Y., and Lu, D., "A New CFAR Detector Based on Ordered Statistics and Cell Averaging," *Radar, CIE International Conference on, Proceedings 8-10 Oct. 1996*, pp. 106-108.
- [71] Haupt, R. L., and Haupt, S. E., *Practical Genetic Algorithms*, Wiley-Interscience 1998



- [72] Schwefel, H. P., and Kursawe, F., "On Natural Life's Tricks to Survive and Evolve," *Evolutionary Computation, Proceedings, IEEE World Congress on Computation Intelligence on 4-9 May 1998*, pp. 1-8.
- [73] Tang, K. S. et al., "Genetic Algorithms and their applications," *IEEE signal Processing Magnetic*, No. 13, 1996, pp. 22-37.
- [74] Tang, K. S., et al., "GA approach to multiple objective optimization for active noise control," *Algorithms and Architectures for Real-Time Control*, Belgium, 31 May-2 June, 1995, pp. 13-19.
- [75] Michielssen, E., et al., "Design of lightweight, broad-band microwave absorbers using genetic algorithms," *IEEE transactions Microwave theory Tech.* MTT-41, June/July 1993, pp. 1024-1031.
- [76] Li, Q., et al "Scattering center analysis of radar targets using fitting scheme and genetic algorithm," *IEEE Antennas propagation Systems*, APS-42 (2), 1996, pp. 198-207.
- [77] Haupt, R. L., "Optimization of array antennas using genetic algorithms," *Proceeding of the Progress in Electromagnetics Research symposium*, Nordwijk, The Netherlands, p.172.
- [78] Boag et al., "Design of electrically loaded wire antennas using genetic algorithms," *IEEE Transactions Antennas Propagation Systems*, APS-44, pp. 687-695
- [79] Linden, D.S., and Altshuler, E. E., "The design of Yagi antennas using a genetic algorithm," *USNC/URSI Radio science Meeting*, Baltimore, MD, July 21-26 1996, p.283
- [80] Altshuler, E. E., and Linden, D.S., "Design of a loaded monopole having hemispherical coverage using a genetic algorithm," *IEEE Transactions on Antennas Propagation Systems*, APS-45, No. 1, pp. 1-4.
- [81] Carse, B., Fogarty, T. C., and Munro, A., "Evolutionary learning in computational ecologies: an application to adaptive distributed routing in communication networks," in T. C. Fogarty (Ed.), *Evolutionary Computing*, Berlin: Springer-Verlag, pp. 103-116.
- [82] Kapsalis, A., et al., "The radio link Frequency assignment problem: A case study using genetic algorithms," in T. C. Fogarty, (Ed.), *Evolutionary Computing*, Berlin: Springer-Verlag, pp. 117-131.
- [83] Kursawe, K., "A variant of Evolution Strategies for Vector Optimization," in *Parallel Problem Solving from Nature-Proc*, Vol. 496, Berlin, Germany: Springer 1991, pp. 193-197.
- [84] Yang, J. M., and Kao, C., Y., "A Combined Evolutionary Algorithm for Real Parameters Optimization," *Evolutionary Computation, Proceeding of IEEE International Conference on 20-22 May 1996*, pp. 732-737.
- [85] Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press, 1975.
- [86] DeJong, K. A., "Analysis of the behaviour of a class of genetic Adaptive systems," Ph.D. Dissertation, Ann Arbor, the university of Michigan, 1975.
- [87] Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [88] Goldberg, D. E., *Algorithmes Génétiques, Exploration, Optimisation et Apprentissage Automatique*, MA: Addison-Wesley (traduit de l'Américain au Français par V. Corruble, 1991).

- 
- [89] Fogel, D.B., and Atmar, J. W., "Comparing Genetic Operators with Gaussian Mutations in Simulated Evolutionary Process using Linear Systems," *Biological Cybernetic*, Vol. 63, 1993, pp. 111-114.
- [90] Fogel, D.B., "An Evolutionary Approach to travelling Salesman Problem," *Biological Cybernetic*, Vol. 60, 1988, pp. 139-144.
- [91] Angeline, P. J., Saunders, G. M., and Pollack, J. B., "An Evolutionary Algorithm that Constructs Recurrent Neural Networks," *IEEE trans. On Neural Networks*, Vol. 1, January 1994, pp. 54-65.
- [92] Lawrence, D., *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*, Pitman 1987.
- [93] Rechenberg, I., "Cybernetic solution path of an experimental problem," *Royal Aircraft Establishment*, Library Translation 1122, Farnborough, Hans, England, August 1965.
- [94] Schwefel, H., *Evolution and Optimum Seeking*, New York: John Wiley, 1995.
- [95] Fogel, L. J., Owens, A. J., and Walsh, M. J., *Artificial Intelligence Trough Simulated Evolution*, New York: John Wiley and Sons, 1966.
- [96] Rodzin S. I., "Schemes of Evolution Strategies," *Proceeding of the EEE International Conference on Artificial Intelligence Systems (ICAIS'02)*, 2002.
- [97] Fogel, D. B., "Phenotype, Genotype, and Operators in Evolutionary Computation," *Evolutionary Computation, Proceeding of IEEE International Conference on Vol. 1*, 29 November-1 December, 1995, pp. 193-198.
- [98] Fogel, D. B., "What is evolutionary computation?," *IEEE Spectrum*, February 2000, pp. 26-32.
- [99] Kallel, L., Naudts, B., and Rogers, A., *Theoretical Aspects of Evolutionary Computing*, Springer 2001.
- [100] Chaiyaratana, N., and Zalzal A. M. S., "Recent Developments in Evolutionary and Genetic Algorithms: Theory and Applications," *Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications (IEE)*, No. 446, 2-4 September 1997, pp.270-277.
- [101] Holland, J. H., *Outline for a logical theory of adaptive systems*, Journal of the association of computing machinery, 1981.
- [102] DeJong, K. A., et Spears, W. M., "An analysis of multipoint crossover," *Foundations of genetic Algorithms*, San Mateo, 1991. Morgan Kaufmann, pp. 301-315.
- [103] DeJong, K. A., and Spears, W. M., "A formal analysis of the role of multi-point crossover in genetic algorithms", *Artificial Intelligence*, 1992.
- [104] Syswerda, G., "Uniform Crossover in genetic algorithms," *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann 1989, pp. 2-9.
- [105] Eshelman, L. J., Caruana, R. A., and Schaffer, J. D., "Biases in the crossover landscape," *in Proceedings of the third International Conference on Genetic Algorithms and their Applications*, Morgan Kaufmann, 1989, pp. 10-19.
- [106] Kallel, L., "Convergence des Algorithmes Génétiques: Aspects Spatiaux et Temporels," PhD thesis, Ecole Polytechnique, 1999.
- [107] Ben Hamida, S., "Algorithmes Evolutionnaires: Prise en Compte des Contraintes et Application Réelles," Thèse de PhD, Université Paris Sud XI, spécialité informatique, 29 Mars 2001.
- [108] Michalewicz, Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, 2<sup>nd</sup> edition, New York: Springer-Verlag, 1994.

- 
- [109] Eshelman, L.J., and Schaffer, J.D., "Real-coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata," *Foundation of Genetic Algorithms*, Vol. 2, Morgan Kaufmann, 1993, pp. 187-202.
- [110] Schwefel, H.P., *Numerical Optimization of Computer Models*, 2<sup>nd</sup> edition, John Wiley & Sons 1981. 1995.
- [111] Toombs, R., Reed, J. and Barricelli, N. A., "Simulation of Biological evolution and machine learning," *Journal theory of Biology*, Vol. 17, 1967, pp.319-324.
- [112] Schwefel, H. P., "Collective Phenomena in Evolutionary systems," *In 31<sup>th</sup> annual meeting of the international society for general system research*, vol. 2, 1987, pp. 1025-1033.
- [113] Rechenberg, I., *Evolution Strategie: Optimierung Technischer Systeme nach Prinzipien des Biologischen Evolution*. Fromman-Holzboog Verlag, Stuttgart, 1973.
- [114] Beyer, H. G., "Toward a theory of evolution strategies: Self-adaptation," *Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 3, 1995, pp. 311-348.
- [115] Rogers, A., and Prügel-Bennett, A., "Genetic Drift in Genetic Algorithm Selection Schemes," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, November 1999, pp. 298-303.
- [116] Baker, J. E., "Reducing Bias and inefficiency in the selection algorithm," *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Genetic Algorithms*, 1987, pp. 14-21.
- [117] Bäck, T., Hammel, U., and Schwefel, H.P., "Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State," *IEEE trans on Evolutionary Computation*, vol. 1, No. 1, April 1997, pp. 3-17.
- [118] Gehlhaar, D. K. and Fogel, D. B., "Tuning evolutionary programming for conformationally flexible molecular docking," in *Proceedings of the 5<sup>th</sup> Conference on Evolutionary Programming*, Cambridge, MIT Press, 1996, pp. 419-429.
- [119] Yao, X., "Global Optimisation by Evolutionary Algorithms," *Parallel Algorithms/Architecture Synthesis, Proceedings Second Aizu International Symposium 17-21 March 1997*, pp. 282-291.
- [120] Blum, R. S., and Qiao, J., "Threshold Optimization for Distributed Order-Statistic CFAR Signal Detection," *IEEE transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 32, No. 1, January 1996, pp. 368-377.
- [121] Liu, W., Lu, Y., and Fu, J. S., "A Novel Method for CFAR Data Fusion," *Neural Networks for Signal Processing, Proceeding of the 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop*, Vol. 2, 11-13 Dec. 2000, pp. 711-720.
- [122] Liu, W., Lu, Y., and Fu, J. S., "A Novel Threshold Optimization for Distributed OS-CFAR of Multistatic Radar Systems by Using the Genetic Algorithm," *Radar Conference, 2001. Proceeding of the 2001 IEEE*, 1-3 May 2001, pp. 275-278.
- [123] Yeo, B. K., and Lu, Y., "Array Failure Correction with a Genetic Algorithm," *IEEE Transactions on Antenna and Propagation*, Vol. 47, No. 5, May 1999, pp. 823-828.
- [124] Lutton, E., "Algorithmes Génétiques et Algorithmes Evolutionnaires", *INRIA-Rocquencourt – Projet FRACTALES* ; <http://fractales.inria.fr/>.
- [125] Abdou, L., and Soltani, F., "OS-CFAR and CMLD Threshold Optimization with Genetic Algorithms," *Third International Conference on Systems, Signals & Devices Sousse, Tunisia*. Vol. 3, March 2005.
- [126] Abdou, L., and Soltani, F., "An Efficient EMS-GA for OS-CFAR Threshold Optimization," *ICCMD'06, Annaba, Algeria*, May 22-24, 2006.

- [127] Abdou, L., and Soltani, F., "Improvement of the OS-CFAR Threshold by using a Gaussian Mutation in EMS Genetic Algorithms," *ICMS'2005 International Conference on Modelling and Simulation, Marrakech, Morocco, November 22-24, 2005, published in AMSE "best of" journal of 2005.*
- [128] De Jong, K. A., and Sarma, J., "On decentralising selection algorithms," *In L. J. Eshelman, editor Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, 1995, pp. 17-23.
- [129] Abdou, L., and Soltani, F., "A Comparison Between EMS and Tournament Schemes in the Optimisation of the OS-CFAR Threshold by Genetic Algorithms," *SSD'2007, International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices*, March 19-22 2007, Hammamet-Tunisia.
- [130] Abdou, L., and Soltani, F., "The Influence of the Search Space on Optimization by Genetic Algorithm," *ICEE'06, International Conference on Electronics Engineering*, 28-29 Mai 2006, USTO-M.B, Oran-Algeria.
- [131] Fogel, D.B. "An Introduction to simulated Evolutionary Optimization", *IEEE Transactions on Neural Networks*. Vol. 5, January 1994, pp. 3-13.
- [132] Fogel, D.B. "Phenotypes, Genotypes, and Operators in Evolutionary Computation," *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Vol. 1, 29 November -1 December 1995, pp. 193-198.
- [133] Vasconcelos, J.A., Ramirez, J.A., Takahashi, R.H.C., and Saldanha, R.R., "Improvements in Genetic Algorithms," *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. 37, No. 5, September 2001, pp. 3414-3417.
- [134] Weile, D.S., and Michielssen, E. "The Control of Adaptive Antenna Arrays With Genetic Algorithms Using Dominance and Diploidy," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 49, No. 10, October 2001, pp. 1424-1433.
- [135] Yichun, P., and Jun, N., "Genetic Algorithm-Based Optimum Design of Radar Multi-Segment Detection Processor," *Proceedings of ICSP 2000*, pp. 1890-1894.
- [136] Alabaster, C.M., Hughes, E.J., and Matthew, J.H., "Medium PRF Radar PRF Selection Using Evolutionary Algorithms," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 39, No. 3, July 2003, pp. 990-1000.
- [137] Wright, A.H., "Genetic Algorithm for real parameter Optimization," *Proceeding of the FOGA'91*, pp. 205-218.
- [138] Abdou, L., and Soltani, F., "Improvement of the Performance of Distributed OS-CFAR System by ES Optimisation," *Fifth IEEE International Conference on Systems, Signals & Devices, Amman, Jordan*, July 2008.
- [139] Abdou, L., and Soltani, F., "OS-CFAR and CMLD Threshold Optimization in Distributed System using Evolutionary Strategies," *Signal, Image and Video Processing - Springer*, Vol. 2, Number 2, June 2008, pp. 115-167 (13).
- [140] Derradji, S., *Analyse Numérique*, Collection le cours de mathématiques, OPU 1990.
- [141] Boumahrat, M., et Gourdin, A., "Méthodes Numériques Appliquées," OPU 1983.
- [142] Salomon, R., "Evolutionary Algorithms and Gradient Search: Similarities and Differences," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 2, July 1998, pp. 45-55.

# APPLICATION DES ALGORITHMES ÉVOLUTIONNAIRES À L'OPTIMISATION DU SEUIL DE DÉTECTION DANS LES SYSTÈMES DISTRIBUÉS CFAR

## Résumé

---

La détection à taux de fausse alarme constant CFAR, présente l'avantage de l'utilisation d'un seuil adaptatif suivant la variation du bruit de l'environnement, ce qui permet d'éviter l'augmentation de la probabilité de fausse alarme générée au cas où un seuil fixe est considéré. Aussi l'utilisation de détecteurs multiples avec un centre de fusion, permet l'amélioration de la détection par rapport aux systèmes à détecteur unique. Toutefois, le fait d'utiliser plusieurs détecteurs, mène à une situation plus complexe à résoudre, liée au système d'équations non linéaires, engendré par le développement des probabilités de fausse alarme et de détection globales. La résolution de ce problème fait l'objet de cette thèse afin d'améliorer la qualité de la détection par l'utilisation de techniques efficaces. Ce travail présente en quelque sorte, une contribution à contourner la difficulté de la résolution de tels systèmes d'équations par les méthodes classiques et à éviter d'aboutir à l'optimum local et de ce fait perdre l'optimum global. L'application des algorithmes génétiques (AGs) a été proposée comme première solution pour différents tests suivant plusieurs situations. Ces dernières, considèrent des environnements de détection distincts, des types de détecteurs variés, ainsi que plusieurs variantes d'algorithmes génétiques. Les premières applications de l'AG dans ce travail, traitent d'une façon détaillée les différents opérateurs influençant l'apport de cette méthode à l'optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR. En dépit de la complexité de l'implémentation de ces techniques, celles-ci présentent une solution efficace à la résolution de ce genre de problèmes. Néanmoins, à la même époque où les AGs sont apparus pour résoudre des problèmes discrets, les stratégies d'évolution (SEs) ont marqué leur genèse par la résolution de problèmes réels. Par conséquent, la dernière partie de ce travail propose l'application des SEs à l'optimisation du seuil de détection, dans le but d'investiguer la solution la mieux adaptée aux cas des systèmes distribués CFAR, qui est un cas d'étude réel.

**Mots clés :** Détection CFAR, Systèmes distribués, Algorithmes Génétiques (AGs), Stratégies d'Evolution (SEs).

## APPLICATION OF EVOLUTIONARY ALGORITHMS TO THE OPTIMISATION OF THE DETECTION'S THRESHOLD IN CFAR DISTRIBUTED SYSTEMS

## Abstract

---

The Constant False Alarm Rate (CFAR) detection, provide the advantage of using an adaptive threshold according to the variation of the environment noise, which enable to avoid increasing in false alarm probability, generated if a fix threshold is used. Also the use of multiple sensors with fusion centre, allows an improvement of detection over systems with a single sensor. However the use of multiple sensors leads to a complex situation, linked to a system of non linear equations produced by the development of the global probabilities of detection and false alarm. The resolution of this problem is the object of this work, in an attempt to improve the quality of detection by using efficient techniques. This work presents a contribution to circumvent the difficulty to resolve such systems by classical methods, and also to avoid the outcome to a local optimum and thus loss the global one. The application of genetic algorithms (GAs) was proposed as a first solution for different tests in several situations. These situations regard various environments of detection, different kinds of detectors and also a variety of genetic algorithms. The first applications of the GA in this work, handle in a detailed manner the different operators which influence the efficiency of this technique on the optimisation of detection's threshold in CFAR distributed systems. In spite of the complexity of implementation, these techniques present an efficient solution in the resolution of such problems. Nevertheless, the GAs were dedicated at first to the resolution of discrete problems, while the evolution strategies (ESs) which appear at the same time, were linked to the resolution of real problems. So the last part of this work, proposes the application of ESs to the optimisation's problem, in order to investigate the solution that is the best adapted to the case of CFAR distributed systems which is a real case of study.

**Key words :** CFAR detection, Distributed systems, Genetic Algorithms (GAs), Evolution Strategies (ESs).