

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ MENTOURI CONSTANTINE  
FACULTÉ DES SCIENCES DE L'INGÉNIEUR  
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

## **THÈSE**

Présentée pour obtenir le diplôme de

**Doctorat en sciences**

---

# **OPTIMISATION DE LA DÉTECTION DÉCENTRALISÉE CFAR DANS UN CLUTTER WEIBULL UTILISANT LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES ET LES RÉSEAUX DE NEURONES FLOUS**

---

Option: **Traitement du signal**

Présentée et soutenue publiquement

Par

**Amar MEZACHE**

**Devant le jury:**

<b>Président :</b>	<b>K. Belarbi</b>	<b>Professeur</b>	<b>Université de Constantine</b>
<b>Rapporteur :</b>	<b>F. Soltani</b>	<b>Professeur</b>	<b>Université de Constantine</b>
<b>Examineurs :</b>	<b>D. Chikouche</b>	<b>Professeur</b>	<b>Université de M'sila</b>
	<b>A. Farrouki</b>	<b>Maître de Conférences</b>	<b>Université de Constantine</b>
	<b>M. Benyoucef</b>	<b>Maître de Conférences</b>	<b>Université de Batna</b>

---

## *Dédicaces*

---

### **Je dédie cette thèse**

A mes très chers parents, pour l'incommensurable contribution à mon éducation, à mon instruction et qui m'ont encouragé et guidé vers la réussite tous les instants de ma vie.

A ma très chère femme **Salima** dont l'aide inestimable a été d'un grand soutien dans mes moments difficiles. Qu'elle trouve ici l'expression de ma profonde tendresse,

A ma petite fille **Mariam**,

A mes frères Zidane, Ramdane, Nabil et Haouess,

A mes sœurs Aldjia et Saliha,

A tous les membres de ma famille grand et petit,

A tous mes amis et mes collègues.

*Amar*

---

## *Remerciements*

---

Avant tout, j'adresse mes remerciements en premier lieu, à Dieu tout puissant pour la volonté, la santé, le courage et la patience qu'il m'a donné durant toutes ces longues années de formation.

Cette thèse n'aura pu voir le jour sans l'appui scientifique et relationnel dont j'ai eu la chance de bénéficier durant cette formation. Je remercie, ici, tous ceux qui m'ont soutenu et "supporté", plus particulièrement:

J'exprime ma très sincère reconnaissance à Monsieur **F. Soltani**, Professeur à l'université de Constantine pour l'excellente direction de ce travail, pour ses conseils, son autonomie, sa gentillesse, ses remarques, la grande liberté qu'il m'a laissé et surtout sa très grande disponibilité.

J'exprime ma plus profonde gratitude à Monsieur le président de jury **K. Belarbi**, Professeur à l'université de Constantine d'avoir bien voulu juger ce travail et d'avoir bien voulu accepter la présidence de ce jury. Je n'oublierai jamais ses aides appréciables grâce à ses compétences reconnues dans les techniques des réseaux de neurones flous qui m'a inspiré à les appliquer dans l'estimation et la détection des signaux radar.

J'adresse également mes sincères remerciements aux membres de jury d'avoir accepter la lourde tâche d'être examinateurs et qui me font l'honneur de jouer ce rôle important de ma thèse. Je remercie particulièrement Monsieur **J. Chikouche**, Professeur à l'université de M'sila ainsi que Monsieur **M. Benyoucef**, Maître de conférences à l'université de Batna qui viennent de loin et qui ont accepté immédiatement de faire partie de ce Jury. Je tiens aussi à remercier Monsieur **A. Farrouki**, Maître de conférences à l'université de Constantine pour ses conseils et l'attention apportée à ce travail.

Un chaleureux merci à Messieurs **T. Laroussi et Z. Hammoudi**, Maîtres de conférences de l'université de Constantine pour les longues discussions enrichissantes à propos de la recherche.

J'adresse toute ma sympathie à tous mes collègues enseignants et mes amis pour leurs aide et le soutien constant tout au long des étapes de ce travail en particulier: D. Khedrouche, M. Chemachema, S. Barkati, R. Benzid, N. Boukhanoufa, A. Hacini, F. Saada, M. Djalel, S. Khalfalah, M. Madaci, .....

Enfin, je remercie aussi mon épouse pour ses encouragements, sa présence et son amour. Une dernière pensée émue à mes parents qui me vouent une confiance inconditionnelle et qui m'ont toujours soutenus dans mes projets...

*Merci...*

*Amar*

---

# Table des matières

---

<i>Dédicaces</i> . . . . .	<i>i</i>
<i>Remerciements</i> . . . . .	<i>ii</i>
<i>Table des matières</i> . . . . .	<i>iii</i>
<i>Liste des Tableaux</i> . . . . .	<i>v</i>
<i>Liste des Figures</i> . . . . .	<i>vi</i>
<i>Abréviations et Acronymes</i> . . . . .	<i>ix</i>
<i>Nomenclature</i> . . . . .	<i>xi</i>
<i>Résumé</i> . . . . .	<i>xiii</i>
<i>Abstract</i> . . . . .	<i>xv</i>
<b>Introduction Générale</b> . . . . .	<b>1</b>
1 Introduction . . . . .	1
2 Etat de l'art des détecteurs CFAR . . . . .	2
3 Contributions . . . . .	4
4 Organisation de la thèse . . . . .	6
<b>1 Concepts Radar</b> . . . . .	<b>7</b>
1.1 Introduction . . . . .	8
1.2 Les systèmes radar . . . . .	8
1.2.1 Paramètres caractéristiques d'une impulsion RF . . . . .	10
1.2.2 Equation du radar en espace libre . . . . .	12
1.2.3 Choix des paramètres caractéristiques d'un radar . . . . .	13
1.2.4 Radar Doppler à impulsions . . . . .	15
1.2.5 Formulation des cellules de portée . . . . .	18
1.3 Théorie de la décision . . . . .	19
1.3.1 Tests d'hypothèses . . . . .	19
1.3.2 Tests de Bayes . . . . .	20
1.3.3 Statistique suffisante . . . . .	21
1.3.5 Tests de Neyman-Pearson . . . . .	22
1.3.4 Critère de Minimax . . . . .	23
1.4 Modèles statistiques des cibles . . . . .	24
1.5 Modèles statistiques du clutter de mer . . . . .	25
1.6 Conclusion . . . . .	27
<b>2 Détection Adaptative CFAR</b> . . . . .	<b>28</b>
2.1 Introduction . . . . .	29
2.2 Détection des signaux avec des paramètres inconnus . . . . .	29
2.3 Principe de la détection adaptative CFAR . . . . .	34
2.4 Les systèmes de la détection distribuée . . . . .	38
2.4.1 Différentes topologies de systèmes distribués . . . . .	38
2.4.2 Analyse des systèmes distribués . . . . .	40
2.5 Conclusion . . . . .	43
<b>3 Réseaux de Neurones Flous et Algorithmes Génétiques</b> . . . . .	<b>44</b>
3.1 Introduction . . . . .	45
3.2 Réseaux de neurones artificiels . . . . .	45
3.2.1 Architecture des réseaux de neurones . . . . .	46
3.2.2 Entraînement des réseaux de neurones . . . . .	47

3. 3 La logique floue . . . . .	48
3. 4 Réseaux de neurones flous (FNN). . . . .	50
3. 5 Algorithmes génétiques (AGs). . . . .	55
3. 5.1 Algorithme génétique à codage binaire . . . . .	56
3. 5. 2 Algorithme génétique à codage réel . . . . .	58
3. 5. 3 Organigramme de l'AG à codage réel . . . . .	60
3. 6 Conclusion . . . . .	61
<b>4 Détection Distribuée ML-CFAR et OS-CFAR dans un Clutter Weibull Utilisant les AGs. . . . .</b>	<b>62</b>
4. 1 Introduction . . . . .	63
4. 2 Détecteur ML-CFAR dans un clutter Weibull . . . . .	64
4. 2. 1 Détecteur ML-CFAR avec un paramètre de forme connu <i>a priori</i> . . . . .	65
4. 2. 2 Détecteur ML-CFAR avec un paramètre de forme inconnu . . . . .	68
4. 3 Détecteur OS-CFAR dans un clutter Weibull . . . . .	69
4. 4 Détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR dans un clutter Weibull . . . . .	71
4. 5 Optimisation des paramètres par l'AG . . . . .	72
4. 6 Analyse des performances. . . . .	74
4. 7 Conclusion . . . . .	85
<b>5 Détection FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR Dans un Clutter Weibull . . . . .</b>	<b>86</b>
5. 1 Introduction . . . . .	87
5. 2 Détecteur FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR . . . . .	87
5. 2. 1 Optimisation des paramètres par l'AG. . . . .	92
5. 3 Détection distribuée FNN-ML-CFAR. . . . .	92
5. 3. 1 Optimisation des paramètres par l'AG. . . . .	94
5. 4 Analyse des performances . . . . .	94
5. 5 Conclusion. . . . .	110
<b>Conclusions et Perspectives . . . . .</b>	<b>111</b>
1. Résumé des principaux résultats . . . . .	111
2. Perspectives . . . . .	112
<b>Annexe A . . . . .</b>	<b>113</b>
<b>Annexe B . . . . .</b>	<b>114</b>
<b>Bibliographie. . . . .</b>	<b>115</b>

---

## *Liste des Tableaux*

---

2. 1	<i>Bandes de fréquences utilisées dans la détection radar.....</i>	14
4. 1	<i>Valeurs optimales de <math>\alpha_i</math> pour 2 détecteurs ML-CFAR avec la règle "OR", <math>a_0=10^{-5}</math>, <math>N_1=16</math> et <math>N_2=32</math>.....</i>	76
4. 2	<i>Valeurs optimales de <math>\alpha_i</math> pour 3 détecteurs ML-CFAR avec avec la règle "AND", <math>a_0=10^{-5}</math> et <math>N_1=N_2=N_3=16</math>.....</i>	76
4. 3	<i>Valeurs optimales de <math>\alpha_i</math> pour 3 détecteurs ML-CFAR avec la règle "MAJORITY", <math>a_0=10^{-5}</math>, <math>N_1=16</math>, <math>N_2=24</math> et <math>N_3=32</math>.....</i>	76
4. 4	<i>Valeurs optimales de <math>\alpha_i</math> pour 3 détecteurs ML-CFAR avec <math>N_1=16</math>, <math>N_2=24</math> et <math>N_3=32</math> et <math>a_0=10^{-5}</math>.....</i>	77
4. 5	<i>Valeurs optimales de <math>a_i</math> pour 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, <math>a_0=10^{-3}</math>, <math>b=1</math>, <math>N_1=16</math>, <math>N_2=24</math> et <math>N_3=32</math>.....</i>	77
4. 6	<i>Valeurs optimales de <math>a_i</math> pour 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, <math>N_1=16</math>, <math>N_2=24</math>, <math>N_3=32</math>, <math>b=1</math>, <math>c=2</math> et <math>a_0=10^{-3}</math>.....</i>	77
4. 7	<i>Valeurs optimales de <math>a_i</math> et <math>K_i</math> pour 2 détecteurs non identiques OS-CFAR avec <math>N_1=16</math>, <math>N_2=32</math> et <math>a_0=10^{-5}</math>.....</i>	77
4. 8	<i>Valeurs optimales de <math>a_i</math> et <math>K_i</math> pour 3 détecteurs identiques OS-CFAR avec <math>a_0=10^{-5}</math> et <math>N_1=16=N_2=N_3</math>.....</i>	78
4. 9	<i>Valeurs optimales de <math>a_i</math> et <math>K_i</math> pour 3 détecteurs non identiques OS-CFAR avec <math>N_1=16</math>, <math>N_2=24</math>, <math>N_3=32</math>, <math>c=1.2</math> et <math>a_0=10^{-5}</math>.....</i>	78
5. 1	<i>Paramètres optimums trouvés pour les détecteurs ML-CFAR et FNN-ML-CFAR avec <math>P_{FA}=10^{-3}</math>, <math>b=1</math> et <math>N=16</math>.....</i>	96
5. 2	<i>Paramètres optimums trouvés pour les détecteurs CML-CFAR et FNN-CML-CFAR avec <math>P_{FA}=10^{-3}</math>, <math>b=1</math>, <math>K=12</math> et <math>N=16</math>.....</i>	99
5. 3	<i>Paramètres optimums trouvés pour les détecteurs CML-CFAR.....</i>	100
5. 4	<i>Paramètres optimums trouvés pour le détecteur FNN-ML-CFAR avec <math>a_0=10^{-3}</math>, <math>c=2</math> et <math>m_i=[0 \ 2.5 \ 5]</math>.....</i>	104
5. 5	<i>Paramètres optimums trouvés pour 2 détecteurs ML-CFAR et FNN-ML-CFAR avec règles de fusion "AND" et "OR", <math>P_{FA}=10^{-3}</math>, <math>N_1=16</math>, <math>N_2=32</math>.....</i>	104
5. 6	<i>Paramètres optimums trouvés pour 3 détecteurs ML-CFAR et FNN-ML-CFAR avec règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY", <math>P_{FA}=10^{-3}</math>, <math>N_1=16</math>, <math>N_2=32</math> et <math>N_3=24</math>.....</i>	105

---

## *Liste des Figures*

---

1. 1	<i>Forme générale d'un radar.....</i>	9
1. 2	<i>Angles caractérisant une cible.....</i>	10
1. 3	<i>Chronogramme de l'émission d'une impulsion radar.....</i>	10
1. 4	<i>Synoptique d'un radar mono-statique à impulsions.....</i>	16
1. 5	<i>Echantillonnage en portée du signal vidéo.....</i>	18
1. 6	<i>Décision entre deux hypothèses alternatives.....</i>	20
1. 7	<i>Définition des quantités pour un test binaire.....</i>	20
2. 1	<i>Récepteur optimal pour un signal avec une phase aléatoire.....</i>	31
2. 2	<i>Récepteur optimal pour des signaux avec une phase et amplitude aléatoires.....</i>	32
2. 3	<i>Récepteur optimal pour des signaux avec phase et fréquence aléatoires.....</i>	33
2. 4	<i>Récepteur optimum pour des signaux avec phase, fréquence et amplitude (Rayleigh, <math>x = \frac{2s_a^2}{N_0(N_0 + s_a^2 t)}</math>) aléatoires.....</i>	34
2. 5	<i>L'effet du changement de la puissance du bruit sur la <math>P_{FA}</math> pour un seuil de détection fixe avec <math>a_0 = 10^{-6}</math> et <math>s_a^2 = 1</math>.....</i>	35
2. 6	<i>Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler).....</i>	36
2. 7	<i>Matrice distance vitesse d'un radar Doppler à impulsions.....</i>	37
2. 8	<i>Architecture générale de détection adaptative CFAR.....</i>	37
2. 9	<i>Système de détection radar distribuée.....</i>	38
2. 10	<i>Structure série du système de senseurs distribués sans centre de fusion de données.....</i>	39
2. 11	<i>Structure série du système de senseurs distribués avec centre de fusion de données.....</i>	39
2. 12	<i>Structure parallèle du système de senseurs distribués avec traitement central.....</i>	40
2. 13	<i>Structure parallèle du système de senseurs distribués avec centre de fusion.....</i>	40
3. 1	<i>Structure d'un neurone biologique.....</i>	46
3. 2	<i>Structure d'un réseau de neurones non récurrent (statique).....</i>	47
3. 3	<i>Structure d'un réseau récurrent (dynamique).....</i>	47
3. 4	<i>Schéma synoptique d'un système flou.....</i>	48
3. 5	<i>Apprentissage par l'ensemble flou comme un modèle de supervision.....</i>	50
3. 6	<i>La structure d'un ensemble flou neuronal.....</i>	51
3. 7	<i>La structure d'un FLP (MISO).....</i>	51
3. 8	<i>Processeur logique flou (FLP).....</i>	53
3. 9	<i>La structure d'un DLP (MISO).....</i>	54
3. 10	<i>Réseau de neurone flou avec des poids binaires.....</i>	55
3. 11	<i>Croisement à un site (<math>k=3</math>).....</i>	57

3. 12 Principe de la mutation.....	57
3. 13 Organigramme de l'AG à codage réel.....	60
4. 1 Détecteur ML-CFAR dans un clutter de distribution Weibull.....	65
4. 2 Détecteur OS-CFAR dans un clutter de distribution Weibull.....	69
4. 3 Structure parallèle d'un système de détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR pour un clutter de distribution Weibull.....	72
4. 4 Effet de la valeur du SCR utilisée dans l'optimisation sur la performance de 2 détecteurs ML-CFAR avec $n=2$ , $c=1$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , règle de fusion "AND" et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	78
4. 5 Performance de 2 détecteurs non identiques ML-CFAR avec la règle de fusion "OR", $N_1=16$ et $N_2=32$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	79
4. 6 Performance de 3 détecteurs identiques ML-CFAR avec la règle de fusion "AND", $N_1=N_2=N_3=16$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	79
4. 7 Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY", $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	80
4. 8 Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $c=0.8$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	80
4. 9 Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $c=1.6$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	81
4. 10 Performance de 2 et 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, la règle de fusion "AND", $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $b=1$ , $c=0.8$ et $\alpha_0=10^{-3}$ .....	81
4. 11 Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, la règle de fusion "OR", $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $b=1$ et $\alpha_0=10^{-3}$ .....	82
4. 12 Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $b=1$ , $c=2$ et $\alpha_0=10^{-3}$ .....	82
4. 13 Log $P_D/(1-P_D)$ en fonction du SCR pour le détecteur OS-CFAR avec $\alpha_0=10^{-5}$ , $c=1$ , $N=16$ et $K=3N/4$ .....	83
4. 14 Effet de la valeur du SCR utilisée dans l'optimisation sur la performance de 3 détecteurs OS-CFAR avec la règle de fusion "OR", $c=1.2$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	83
4. 15 Performance de 2 détecteurs non identique OS-CFAR avec la règle de fusion "AND", $N_1=16$ , $N_2=32$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	84
4. 16 Performance de 3 détecteurs identique OS-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY", $N_1=N_2=N_3=16$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	84
4. 17 Performance de 3 détecteurs non identiques OS-CFAR avec $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $c=1.2$ et $\alpha_0=10^{-5}$ .....	85
5. 1 Détecteurs FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR dans un clutter Weibull.....	88
5. 2 Estimateur FNN du seuil de détection FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR.....	89
5. 3 Fonctions d'appartenances triangulaires (a) l'entrée $\hat{b}$ , (b) l'entrée $\hat{c}$ .....	90
5. 4 Détection distribuée FNN-ML-CFAR pour un clutter Weibull avec des paramètre inconnus.....	93
5. 5 Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR	

et ML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	97
<b>5. 6</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=1.2$ .....	97
<b>5. 7</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=1.6$ .....	98
<b>5. 8</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=2$ .....	98
<b>5. 9</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	100
<b>5. 10</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=1.2$ .....	101
<b>5. 11</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=1.6$ .....	101
<b>5. 12</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec $N=16$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=2$ .....	102
<b>5. 13</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec 2 cibles interférentes, $N=16$ , $K=12$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=1.2$ .....	102
<b>5. 14</b> Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec 4 cibles interférentes, $N=16$ , $K=12$ , $a_0=10^{-3}$ , $b=1$ et $c=1.2$ .....	103
<b>5. 15</b> Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	105
<b>5. 16</b> Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $b=1$ et $c=2$ .....	106
<b>5. 17</b> Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	106
<b>5. 18</b> Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $b=1$ et $c=2$ .....	107
<b>5. 19</b> Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $N_3=24$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	107
<b>5. 20</b> Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $N_3=24$ , $b=1$ et $c=2$ .....	108
<b>5. 21</b> Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $N_3=24$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	108
<b>5. 22</b> Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $N_3=24$ , $b=1$ et $c=2$ .....	109
<b>5. 23</b> Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $N_3=24$ , $b=1$ et $c=0.8$ .....	109
<b>5. 24</b> Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY", $a_0=10^{-3}$ , $N_1=16$ , $N_2=32$ , $N_3=24$ , $b=1$ et $c=2$ .....	110

---

## *Abréviations et Acronymes*

---

RADAR	RAdio Detection And Ranging.
DAP	Démodulateur Amplitude Phase
MTI	Moving Target Indicator
CFAR	Constant False Alarm Rate
CUT	Cell Under Test
iid	independent and identically distributed
RCS	Radar Cross Section
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
ML-CFAR	Maximum Likelihood CFAR
CML-CFAR	Censored Maximum Likelihood -CFAR
SCR	Signal-to-Clutter Ratio
OW-CFAR	Optimal Weibull CFAR
BLUE	Best Linear Unbiased Estimation
N-P	Neyman-Pearson
GAs	Genetic Algorithms
FNN-ML-CFAR	Fuzzy Neural Network ML-CFAR
RF	Radio Frequency
PRI	Pulse Repetition Interval
MDS	Minimum Discernable Signal
SNR	Signal to Noise Ratio
TOT	Time On Target
HPS	Hits Per Scan
RPM	Revolutions Per Minute
PRF	Pulse Repetition Frequency
COHO	Coherent Oscillator
FI	Fréquence Intermédiaire
STALO	Stable Local Oscillator
CAN	Convertisseur Analogique Numérique
fdp	fonctions densité de probabilité
ANN	Artificial Neural Network
FLP	Fuzzy Logic Processor

MISO	Multi Input Single Output
DLP	Distributed Logic Processor
ICR	Interference-to-Clutter Ratio
cdf	Cumulative Density Function

---

## *Nomenclature*

---

$P_{FA}$	Probabilité de fausse alarme
$P_D$	Probabilité de détection
$S(t)$ et $Sr(t)$	Le signal émis et le signal reçu
$T_R$	Période de répétition des impulsions
$\tau$	Largeur des impulsions
$F_R$	Fréquence de répétition des impulsions
$P_p$	La puissance de pointe de l'impulsion transmise
$P_m$	La puissance moyenne de l'impulsion transmise
$C$	Vitesse de propagation
$t_d$	Temps de retard
$R$	Portée de la cible
$\Delta d$	La résolution en distance du radar
$F_r$	Fréquence de réception
$F_e$	Fréquence d'émission
$F_d$	Fréquence Doppler
$v_r$	Vitesse radiale de la cible
$\lambda$	La longueur d'onde
$S_r$	Surface équivalente du radar (RCS)
$E_i$	Amplitudes du champ électromagnétique incident
$E_r$	Amplitudes du champ électromagnétique réfléchi
$D_{\max}$	La portée maximale
$Q(t)$	Processus aléatoire
$P_r(H_i)$	Probabilités <i>a priori</i> cible absente et cible présente
$\Lambda(\cdot)$	Rapport de vraisemblance
$b$	Paramètre d'échelle de la distribution Weibull
$c$	Paramètre de forme la distribution Weibull
$\Gamma(\cdot)$	La fonction gamma
$K_n(\cdot)$	La fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce
$n$	Le paramètre de forme de la distribution K.
$E(x^n)$	Moment d'ordre $n$
$\mathbf{q}_j, j = 0, 1$	Le vecteur de paramètres aléatoires

$y_c$ et $y_s$	Composantes en phase et en quadrature de phase
$S^2$	La variance du bruit
$a_0$	La probabilité de fausse alarme désirée
$N$	Nombre de cellules de référence $x_i, x_1, x_2, \dots, x_N$
$T$	Seuil de détection
“AND”, “OR” et “MAJORITY”	Règles de fusion
$P_{FAI}$	Probabilité de fausse alarme globale
$P_{Dt}$	Probabilité de détection globale
“AND” et “OR”	Les opérations logiques du système d'inférence flou
$S_w$ et $S_v$	Les chromosomes sélectionnés par l'opérateur génétique
$v_k^{max}$ et $v_k^{min}$	Limites inférieure et supérieure d'un élément dans le chromosome.
$a$	Facteur du seuil de détection
$\hat{c}$	Paramètre de forme estimé de la distribution Weibull
$\hat{b}$	Paramètre d'échelle estimé de la distribution Weibull
$X$	Sortie du détecteur d'enveloppe
$x_{(k)}$	La cellule ordonnée
$n$	Le nombre de senseurs
$N_b, K_i$ et $a_i$	La taille de la fenêtre de référence, le rang de $x_{(k)}$ et le facteur du seuil associé au détecteur $i, i=1, 2, \dots, n$ .
$k$	La règle de fusion “ $k$ ” parmi “ $n$ ”.
$J(.)$	Fonction objective selon le critère de N-P
$w_1$ et $w_2$	Paramètres utilisés pour l'ajustement de la convergence de l'AG
$m_{Ai1}(\hat{b})$	Les fonction d'appartenance pour $\hat{b}$ définie par $l_{ij}$ (left), $c_{ij}$ (center) et $r_{ij}$ (right)
$m_{Ai2}(\hat{c})$	Les fonction d'appartenance pour $\hat{c}$ définie par $l_{ij}$ (left), $c_{ij}$ (center) et $r_{ij}$ (right).
$u_{AND}$	Le vecteur des sorties de neurones “AND” de dimension $n_1$ .
$u_{OR,j}$	Les sorties de neurones “OR” pour $j=1, \dots, n_2$
$w_{ij} \in [0,1] \forall i, j$	Les poids de la couche de neurones “OR” pour $i=1, \dots, n_1$ et $j=1, \dots, n_2$
$m_i, i=1, \dots, n_2$	Les centres des fonctions d'appartenances symétriques de la sortie.
$\binom{N}{n}$	La combinaison binomial (i.e., $\frac{N!}{(N-n)!n!}$ ).

---

## *Résumé*

---

L'objectif principal dans la détection du signal radar est la conception d'une structure optimale du récepteur d'après certains critères qui sont déterminés par rapport au type d'environnement dans lequel la cible est détectée. En réalité, les modèles statistiques des signaux reçus ne sont pas disponibles *a priori* et peuvent encore changer avec le temps. Dans le problème de détection des objets dans un bruit statistiquement non stationnaire, la détection classique avec un seuil fixe ne peut être utilisée car la probabilité de fausse alarme est fortement affectée par la puissance de celui-ci. Le récepteur est alors conçu pour maximiser la probabilité de détection de la cible avec une contrainte assurant un taux de fausse alarme constant, CFAR (Constant False Alarm Rate). Dans les détecteurs CFAR, l'algorithme du seuil de détection utilise les valeurs des sorties des cellules de portée/Doppler adjacentes de la cellule sous test pour déterminer en temps réel l'estimation de la puissance du clutter dont la probabilité de fausse alarme garde approximativement sa valeur désirée qui est choisie en pratique entre  $10^{-8}$  et  $10^{-3}$ .

Le présent document est destiné à étudier l'optimisation de la performance de détection CFAR décentralisée en présence d'un clutter de distribution Weibull. Le système de détection distribuée résultant a une propriété non linéaire où des recherches approfondies et quelques approximations grossières ont été adoptées pour acquérir les valeurs optimales des paramètres de celui-ci. Néanmoins, ces méthodes provoquent souvent au système d'être insensible aux quelques paramètres et finalement produisent des résultats sous-optimaux. Les algorithmes génétiques (AGs) s'adaptent aux méthodes d'optimisation nouvelles et très efficaces, leur processus permet d'atteindre en théorie une solution optimale en se basant sur le principe de l'évolution humaine. Les AGs sont alors des outils d'optimisation performants qui permettent de réaliser une exploration globale de l'espace de recherche. Contrairement aux méthodes déterministes classiques, ils ne nécessitent aucun calcul de dérivées et peuvent être appliqués aussi bien à des fonctions continues d'une seule variable, qu'à des fonctions discontinues dépendant d'un grand nombre de paramètres. Prenant la structure parallèle du système de détection distribuée ML-CFAR (Maximum Likelihood Estimator-CFAR) et OS-CFAR (Order Statistics-CFAR) avec un centre de fusion de données, une approche efficace d'optimisation basée sur l'AG à codage réel est considérée pour obtenir les valeurs des paramètres de détection pour chaque senseur. En considérant dans ce cas les trois règles de fusion au centre de fusion de données "AND", "OR" et "MAJORITY" pour deux et trois détecteurs. Utilisant cette approche, tous les paramètres du système sont directement codés en chromosomes décimaux et ils peuvent être optimisés simultanément.

Par ailleurs, le seuil du détecteur ML-CFAR est pris selon l'estimation ML du paramètre d'échelle et du paramètre de forme de la distribution Weibull. Cependant, cet estimateur du seuil avec un seul paramètre (facteur du seuil) a une caractéristique non linéaire en fonction des paramètres estimés. Pour améliorer les performances des détecteurs classiques ML-CFAR et CML-CFAR (Censored ML-CFAR) sous différentes conditions, il est intéressant d'intégrer un système intelligent non linéaire et adaptatif pour l'estimation des seuils de détection. L'approche des réseaux de neurones flous (FNN: Fuzzy Neural Network) consiste à combiner la théorie des réseaux de neurones et les systèmes flous. Pour implanter le mécanisme d'inférence flou dans le réseau, la composition de plusieurs couches contenant des neurones est réalisée d'après les opérations floues de base telles que la fuzzification, l'opération "AND", l'opération "OR" et la défuzzification. Nous considérons donc cette approche afin d'assurer une conception de l'estimateur de seuil de détection FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR. Dans ce réseau, les grandeurs ajustables sont les poids des connexions. Dans le cas de la détection distribuée FNN-ML-CFAR, nous nous intéressons à optimiser uniquement les largeurs des différents univers de discours de la sortie de l'estimateur FNN tout en considérant les poids optimaux trouvés pour un seul détecteur. Ainsi l'apprentissage de l'estimateur du seuil FNN consiste à déterminer les valeurs optimales de ces grandeurs en minimisant une fonction objective (coût) selon le critère de N-P. Les caractéristiques de ce problème font que les méthodes d'optimisation classiques ne peuvent pas être utilisées, pour cela on utilise l'AG à codage réel.

---

## *Abstract*

---

In radar systems, the received signal is always accompanied by noise. The performance of the radar receiver is greatly dependent on the presence of noise. Returns from other targets referred to as interfering targets, unwanted echoes (clutter) typically from the ground, sea, rain, or other participation, chaff and small objects, interfere with the detection of the desired targets. The receiver is then designed to achieve constant false alarm rate, CFAR, and maximum probability of target detection ( $P_D$ ) in varying background environments. The Weibull probability density function (pdf) is known to represent sea and ground clutter at a grazing angle of  $3.9^\circ$  or at high-resolution situations. The detection performance in Weibull background can be difficult to implement since the analytic expression for the pdf of the cell under test (CUT) is hard to evaluate theoretically. Moreover, it is hard to obtain the global optimization results with conventional methods because of the non linear property of distributed ML-CFAR and OS-CFAR detection system in Weibull clutter. The primary aim of this work is to derive at first an approximate expression in the integral form for the  $P_D$  of the OS-CFAR (Order Statistics CFAR) detector for Weibull clutter and then we determine the optimal thresholds values according to the Neyman-Person (N-P) criterion of distributed ML-CFAR (Maximum Likelihood CFAR) detector (with known and unknown shape parameter) and distributed OS-CFAR detector (with known shape parameter) using GA tool particularly in the case of non-identical sensors. For the ML-CFAR and CML-CFAR (Censored ML-CFAR) detectors, the adaptive threshold is set according to the ML estimates of Weibull parameters and a scale factor. Moreover, this threshold estimator with one parameter (scale factor) has a non linear characteristic with respect to the inputs (ML estimates of Weibull parameters). On the other hand, this nonlinear input/output relationship is not able to treat ambiguous or ill-defined data, in particular, when the Weibull pdf has a longer tail. In order to improve the performance detection under different conditions, it is interesting to integrate an adaptive nonlinear intelligent system for optimal estimation of detection thresholds. The combination of ANN and fuzzy logic led to the creation of fuzzy neural network (FNN) structures which are currently one of the most popular research fields such as modelling, estimation, control systems and identification. Due to the complexity of the search space, genetic algorithms have been used with constraints for optimization by adjusting the general fuzzy sets/weights of the FNN. We propose a new and efficient approach for the construction of the FNN threshold estimator for ML-CFAR and CML-CFAR detectors. In this network, the rule base is modeled using a real connectionist weights and for each linguistic variable, the associated fuzzy sets are evenly distributed in the universe of discourse.

---

## ملخص

---

في أنظمة الرادار الإشارات المستقبلية تكون دائما مصحوبة بالضجيج. إن مردود مستقبل الرادار يتعلق بكثرة عند تواجد هذا الأخير و من جهة أخرى إن الإشارات المرتدة من قبل أهداف أخرى أو من قبل إشارات أخرى مثلا: البحر الأرض الجبال الأجسام... الخ تؤثر و تنقص من محاسن الكشف للأهداف المرغوبة. و لهذا السبب الهدف المرغوب في تصميم المستقبل هو تحقيق الكشف الموافق بنسبة أندار خاطئ ثابتة (CFAR) و كذلك محاولة وضع احتمال الكشف في قيمة عظمي رغم التحول العشوائي للمحيط. إن دالة كثافة الاحتمال للنموذج الذي يمثل الإشارات المرتدة من قبل البحر أو الأرض من خلال الزاوية  $3.9^\circ$  (grazing angle) أو عند استعمال الرادار في حالة دقة عالية. إنه من المعلوم أن مردود الكشف عند وجود إشارات تابعة للنموذج (Weibull) تكون دراسته صعبة لان العبارة التحليلية لدالة كثافة الاحتمال في الخلية تحت الكشف (CUT) مستحيل إيجادها. و زيادة على ذلك إنه من الصعب الحصول على نتائج أفضل باستعمال الطرق الكلاسيكية لوجود خاصية غير خطية بالنسبة لنظام الكشف الموزع (OS-CFAR و ML-CFAR). الهدف الأول لهذا العمل هو الحصول في أول مهلة على العبارة التقريبية على شكل تكامل لاحتمال الكشف للكاشف OS-CFAR و كذلك نحاول الحصول على قيم أفضل لعنبتات الكشف بالخد بعين الاعتبار معيار Neyman Pearson (P-N) باستعمال أداة البحث عن طريق لوغريتمات الجينات (GAs) للكواشف الموزعة. بالنسبة للكواشف CML-RCFA و ML-CFAR عتبة الكشف مقدر بدلالة ثوابت النموذج (Weibull) المقدر باللوغاريتم ML. نلاحظ أن هذه العتبة ذات ثابت واحد له خاصية غير خطية بدلالة المداخل. و زيادة على ذلك أن هذا المقدر ليس له الاستطاعة الكافية لمعالجة المعطيات الغير مضبوطة أو الغامضة. من اجل هدف تحسين مردود الكشف تحت شروط مختلفة إنه من المهم أن نستعمل نظام غير خطي دكي لتقدير أحسن لعنبتات الكشف.

---

# *Introduction Générale*

---

## **1. INTRODUCTION**

La détection du signal est une procédure qui peut être implémentée dans diverses applications telles que les radars, les sonars, et les systèmes de communications. Le terme RADAR est l'acronyme de **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging et qui signifie la détection et la localisation à distance d'un objet (cible) à partir du signal rétrodiffusé (écho) par le système radar. Aujourd'hui, les radars recouvrent un large éventail de disciplines dans des domaines variés tels que le militaire, l'aéronautique, la marine, la météorologie, ..., etc. Les échos qui apparaissent sur l'image radar ne sont pas seulement produits par la réflexion des ondes émises à partir des objets durs (bateaux, véhicules, avions, ..., etc.) mais certains échos sont produits par des obstacles indésirables (clutter) tels que, l'atmosphère, le sol, les nuages, la mer, la surface irrégulière des vagues, en particulier par la crête des vagues lorsque l'échelle radar sélectionnée est petite, ..., etc. En pratique, le signal réfléchi par un objet est noyé dans le clutter et le bruit thermique et le problème se ramène donc à la détection d'une cible dans un environnement non stationnaire. Les premiers radars acheminaient les informations (portée-azimut et portée-Doppler) directement vers un écran de visualisation. Le clutter, le bruit et les variations d'amplitude du signal de la cible étaient tous visualisés simultanément. Aujourd'hui, par opposition à la détection visuelle, les systèmes modernes basés sur des algorithmes de traitement numérique des signaux radar font de la détection et de la poursuite automatique des cibles.

L'objectif principal dans la détection du signal radar est donc la conception d'une structure optimale du récepteur selon certains critères qui sont déterminés par le type d'environnement de détection de la cible. En réalité, les modèles statistiques des signaux reçus ne sont pas disponibles *a priori* mais peuvent changer avec le temps. Dans le problème de détection des objets dans un bruit statistiquement non-stationnaire, la détection classique avec un seuil fixe ne peut être utilisée car la probabilité de fausse alarme ( $P_{FA}$ ) est affectée par la puissance de celle-ci. Cependant, une nouvelle procédure CFAR (Constant False Alarm Rate) adoptée dans les années soixante a été considérée comme une technique adaptative de traitement numérique des échos radar pour la détection automatique des cibles. En outre, le contrôle en temps réel du taux de fausse alarme est assuré par l'algorithme CFAR en dépit des variations aléatoires des paramètres du clutter et/ou en présence des cibles interférentes. Dans les détecteurs CFAR, l'algorithme du seuil de détection utilise les valeurs des sorties des cellules de portée/Doppler adjacentes de la

cellule sous test (*CUT*: Cell Under Test) pour déterminer l'estimation de la puissance du clutter qui permet à la  $P_{FA}$  d'être maintenue à une valeur désirée approximativement constante.

A cause des contraintes sur les canaux de communication, les systèmes de détection CFAR décentralisée sont basés sur l'utilisation des radars multiples (senseurs) espacés géographiquement et qui sont employés simultanément avec un processeur central pour le traitement des données. En plus, les détecteurs CFAR distribués ont prouvé leur efficacité en apportant une amélioration considérable dans les performances de détection par rapport aux détecteurs centralisés. Au niveau du centre de fusion des données, chaque radar prend sa décision partielle autour de la présence ou de l'absence de la cible et puis ces diverses décisions binaires sont réunies et combinées selon une règles de fusion optimale afin de prendre une décision globale. Un processeur central contrôle les senseurs et le centre de fusion d'une manière à maximiser les performances de détection globale du système.

Pour observer la distribution temporelle du clutter de mer, la distribution Weibull a été retenue comme un modèle représentant le clutter de mer ou du sol dont les échos provenant du radar sont obtenus à un angle d'incidence (grazing angle) de  $3.9^\circ$  et pour des radar à haute résolution [1,2]. La distribution Weibull est définie par un paramètre de forme et un paramètre d'échelle où les distributions Rayleigh et exponentielle sont des cas particuliers. D'ailleurs, le paramètre de forme de la distribution Weibull augmente en fonction de l'agrandissement de l'angle d'incidence. La modélisation des cibles dépend du calcul du RCS (Radar Cross Section) de l'objet. Les modèles de Swerling constituent un ensemble de quatre cas qui correspondent chacun à une nature statistique bien déterminée de la fluctuation du RCS. Ces cas supposent que, par rapport au récepteur radar, le RCS de la cible est non fluctuant ou fluctuant. Le modèle fluctuant est, quant à lui, représenté par deux distributions dites Rayleigh et One-dominant-plus Rayleigh. En fonction de la corrélation d'une impulsion à une autre des échos reçus (corrélation complète : RCS lentement fluctuant et décorrélation complète: RCS rapidement fluctuant), les deux distributions fluctuantes sont, à leur tour, scindées en deux chacune. Les traitement mono-impulsion et impulsions multiples permettent alors de distinguer les cibles lentement fluctuantes des cibles rapidement fluctuantes.

## **2. ETAT DE L'ART DES DETECTEURS CFAR**

La majorité des détecteurs proposés dans la littérature traitent un problème CFAR particulier. C'est pourquoi, nous allons citer ces algorithmes selon les modèles de perturbations traités. La différence entre les diverses procédures CFAR réside dans la méthode retenue pour l'estimation du niveau du clutter selon le type d'environnement du radar. Dans le détecteur CA-CFAR, (Cell Averaging CFAR) proposé par Finn et Johnson [3], le processeur CFAR utilise la somme arithmétique d'un nombre fini d'échantillons pour estimer le niveau du clutter. Les

performances du détecteur CA-CFAR se dégradent brusquement pour un clutter non homogène. La non homogénéité est causée par la présence des cibles interférentes dans quelques cellules de référence ou par la présence d'un bord de clutter. Pour remédier à ce problème, le détecteur OS-CFAR (Order-Statistic-CFAR) a été développé par Rohling [4] afin d'améliorer les performances du détecteur CA-CFAR. Dans ce détecteur, les sorties des cellules de référence sont classées par ordre croissant. Les cellules qui ont des valeurs importantes peuvent probablement contenir les interférentes. Une cellule ordonnée (représentative) est choisie parmi un ensemble des cellules classées pour estimer le niveau du clutter. Une autre variante du détecteur CFAR fonctionnant aussi dans un environnement non homogène est l'algorithme CMLD-CFAR (Censored-Mean-Level-Detector-CFAR). Ce type de processus a été proposé par Rickard et Dillard [5] pour contourner l'effet de présence des interférentes. Ils ont étudié le détecteur CMLD-CFAR dans lequel les échantillons du clutter à la sortie des cellules de référence sont classés par ordre croissant selon leurs amplitudes et les plus grandes valeurs qui correspondent aux cellules contenant des interférences sont éliminées. Le niveau du bruit est alors estimé à partir d'une combinaison linéaire des échantillons restant (i.e., calcul de la moyenne). On peut dire que le détecteur CMLD-CFAR a une structure hybride des deux algorithmes CA-CFAR et OS-CFAR qui tire profit des avantages des deux procédures respectives.

Plusieurs détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter de distribution Weibull ont été suggérés dans la littérature. Levanon et Shor [6] ont adopté et analysé l'algorithme OS-CFAR de Rohling dans le cas où le paramètre de forme de la distribution Weibull est connu *a priori*. Lorsque le paramètre de forme est inconnu, ils ont employé l'algorithme de Weber-Haykin [7] dans lequel le seuil de détection est déterminé à partir de deux cellules de référence ordonnées. Ils ont démontré que si le choix des deux cellules représentatives est optimal, le processeur CFAR de Weber-Haykin présente une perte CFAR minimale par rapport aux processeurs CFAR pour un clutter Weibull suggéré par Hansen [8]. Dans [9], Ravid et Levanon ont développé le détecteur ML-CFAR (Maximum Likelihood CFAR) et le détecteur CML-CFAR (Censored Maximum Likelihood -CFAR) et ils ont analysé ses performances dans le cas où les deux paramètres de la distribution Weibull sont connus et inconnus. Pour des valeurs élevées du SCR (Signal-to-Clutter Ratio), ils ont développé une expression approximative de la probabilité de détection ( $P_D$ ) où ils ont considéré que la sortie de *CUT* contient un clutter de distribution Rayleigh mais avec la même puissance que le clutter Weibull dans les cellules de référence. Dans le sens d'estimation ML, le détecteur OW-CFAR (Optimal Weibull CFAR) est proposé dans [10] et dont le test statistique est exprimé en fonction de la moyenne des cellules de référence. Pour un autre cas de détection CFAR dans un clutter Weibull, Guida *et al* [11] ont introduit un amplificateur logarithmique placé à la sortie du détecteur d'enveloppe pour réduire la distribution Weibull à une

distribution Gumbel (i.e., location-scale type). Cette transformation permet aussi d'exploiter l'estimation ML et l'estimation BLUE (Best Linear Unbiased Estimation) des paramètres d'échelle et de localisation de la distribution Gumbel afin d'ajuster le seuil de détection. Pour le cas de la détection CA-CFAR (Cell averaging CFAR) dans un clutter Weibull, Miguel *et al* [12] ont obtenu une expression approximative de la  $P_{FA}$  à partir de l'algorithme ML-CFAR avec un paramètre de forme de la distribution Weibull connu *a priori*.

Lorsque plusieurs détecteurs CFAR sont employés avec un centre de traitement de données, Barkat et Varshney [13] ont développé la théorie de la détection distribuée CA-CFAR où les décisions partielles sont transmises à partir de chaque détecteur CA-CFAR vers un centre de fusion de données. Au niveau du contrôleur central, la décision globale est prise à partir de " $k$ " parmi " $n$ " règles de fusion. Ils ont considéré la détection des cibles de type de Swerling I noyées dans un bruit blanc Gaussien avec un niveau inconnu. Les multiplicateurs des seuils de détection pour les divers senseurs sont optimisés selon une résolution numérique d'un système d'équations non linéaires. Dans le cas de la détection distribuée ML-CFAR dans un clutter de distribution Weibull, Gini *et al* [14] ont introduit la transformation logarithmique pour plusieurs radars fonctionnant dans un environnement de clutter homogène de distribution Gumbel. Chaque radar utilise l'algorithme ML-CFAR avec une intégration binaire de " $M$ " impulsions (i.e., détecteur CFAR à double seuil) dont la décision est obtenue à partir des décisions locales selon un choix optimale d'une règle de fusion " $k$ " parmi " $n$ ". Selon le critère de Neyman-Pearson (N-P), la performance globale du système distribué avec une intégration binaire est évaluée via un algorithme d'optimisation des paramètres (seuils de détection et la règle de fusion). Dans le cas de détection distribuée OS-CFAR en présence des signaux aléatoire non stationnaire avec une faible bande étroite de distribution Gaussienne, Weixian *et al* [15,16] ont proposé une nouvelle solution pour l'optimisation des paramètres du système basée sur l'algorithme génétique (GA). Ils ont démontré l'efficacité de l'utilisation de l'AG pour l'évaluation optimale des paramètres du système de détection décentralisée OS-CFAR par rapport à la solution proposée par Blum et Qiao [17].

### 3. CONTRIBUTIONS

La conception d'un système distribué de détection CFAR est fortement affectée par le modèle du clutter retenu. Si le clutter n'est pas correctement modélisé, les performances dans cette situation peuvent considérablement se dégrader. A cause de la non linéarité du système de détection distribué résultant, des recherches approfondies et quelques approximations grossières ont été adoptées en optimisant un critère de performance. Cependant, ces méthodes provoquent souvent au système d'être insensible aux quelques paramètres et finalement elles produisent des résultats sous optimaux. La difficulté qui nous intéresse particulièrement est alors liée à la résolution du problème d'optimisation pour un système de détection CFAR distribuée à plusieurs

paramètres. Ainsi, d'après la littérature, nous avons constaté qu'il n'existe pas une forme analytique compacte de la  $P_D$  du détecteur OS-CFAR indépendante du paramètre d'échelle. Par ailleurs, le seuil du détecteur ML-CFAR et CML-CFAR dans [9] est pris selon l'estimation ML du paramètre d'échelle et du paramètre de forme de la distribution Weibull. Cependant, cet estimateur du seuil avec un seul paramètre (facteur du seuil) a une caractéristique non linéaire en fonction des paramètres estimés. Pour améliorer les performances des détecteurs ML-CFAR et CML-CFAR sous différentes conditions, il est intéressant d'intégrer un système intelligent non linéaire et adaptatif pour l'estimation des seuils de détection.

Le premier problème traité est l'optimisation des paramètres du système de détection CFAR distribuée. Pour ce faire, nous considérons la structure du système de détection distribué parallèle ML-CFAR et OS-CFAR avec un centre de fusion de données. Dans ce cas, nous obtenons d'abord l'expression approximative de la  $P_D$  pour le détecteur OS-CFAR ensuite nous proposons d'utiliser une approche d'optimisation efficace basée sur l'AG à codage réel afin d'obtenir les valeurs des multiplicateurs des seuils de détection ainsi que les rangs des cellules ordonnées. Comme la  $P_{FA}$  et la  $P_D$  sont difficiles à obtenir pour le cas d'un paramètre de forme inconnu, il est donc nécessaire estimer les deux probabilités par la méthode de Monte-Carlo où l'optimisation du système par l'AG est indispensable. Pour chaque détecteur distribué ML-CFAR et OS-CFAR, nous examinons les cas particuliers des trois règles de fusion de données "AND", "OR" et "MAJORITY" au centre de fusion. Utilisant l'AG à codage réel, tous les paramètres du système sont directement codés en chromosomes décimaux et ils peuvent être optimisés simultanément.

Dans [9], les seuils des détecteurs ML-CFAR et CML-CFAR ont une propriété non linéaire en fonction des paramètres estimés du clutter. Cette relation entrée/sortie peut donner une estimation du seuil de détection loin de l'optimum en particulier dans le cas d'un environnement où le clutter est pointu (i.e., spiky clutter). Dans le but d'améliorer les performances de détection, nous proposons l'utilisation d'un système intelligent pour l'estimation optimale des seuils de détection. Nous présentons d'abord une approche mixte qui réside en la combinaison des deux paradigmes: le réseaux de neurones et le système d'inférence flou afin d'assurer une conception optimale de l'estimateur du seuil de détection FNN-ML-CFAR (Fuzzy Neural Network-ML-CFAR) et FNN-CML-CFAR. Dans cette approche, les grandeurs ajustables sont les poids des connexions. Dans le cas de la détection distribuée FNN-ML-CFAR, nous optimisons seulement les largeurs des différents univers de discours de la sortie du FNN tout en considérant les poids optimaux trouvés pour un seul détecteur. Ainsi l'apprentissage de l'estimateur du seuil FNN consiste à déterminer les valeurs optimales des poids selon le critère de N-P. Comme la fonction objective de N-P ne peut être dérivable à cause de l'utilisation de la méthode de Monte-Carlo pour les deux détecteurs ML-CFAR et CML-CFAR, nous préférons utiliser l'AG au lieu des autres

méthodes classiques pour l'optimisation des paramètres des deux détecteurs.

#### **4. ORGANISATION DE LA THESE**

Cette thèse est organisée en cinq chapitres:

Dans le premier chapitre, nous reprenons brièvement les fonctions principales qui constituent le système radar. Puis, nous donnons un bref rappel sur quelques critères de décision du signal. En fin, nous exposons les modèles statistiques des cibles à savoir les quatre types de Swerling ainsi que les différents modèles statistiques du clutter de mer et de terre.

Dans le deuxième chapitre, nous scrutons d'abord la détection binaire des signaux avec des paramètres inconnus dans un bruit blanc gaussien. Ensuite, nous introduisons les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR tel que la constance du taux de fausse alarme et l'adaptabilité du seuil de détection. Enfin, nous présentons les topologies des systèmes distribuées avec un centre de fusion de données avec les règles de décision "AND", "OR" et "MAJORITY".

Dans le troisième chapitre, nous présentons en premier lieu un aperçu sur quelques approches des réseaux de neurones flous existant dans la littérature. Enfin, la théorie qui décrit les réseaux de neurones flous et les AGs est aussi présentée.

Dans le quatrième chapitre, un outil d'optimisation basé sur l'AG à codage réel est considéré pour résoudre le premier problème de détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR dans un clutter Weibull avec un paramètre de forme connu et inconnu. Premièrement, nous allons développer les expressions de la  $P_{FA}$  et de la  $P_D$  des deux détecteurs ainsi que ses expressions globales. Les étapes d'optimisation des seuils de détection des senseurs distribués via l'AG seront présentées tout en considérant les règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". Une série de simulations sera examinées en changeant l'état de l'environnement et les conditions de fonctionnement du système radar.

Dans le cinquième chapitre, nous proposons une nouvelle approche basée sur la technique des réseaux de neurones flous pour améliorer les performances de détection CFAR dans un clutter Weibull avec un paramètre de forme inconnu. Nous optimisons par l'AG les seuils des détecteurs proposés FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR par l'ajustement des paramètres de connexions du réseau.

Finalement, nous rappelons l'essentiel de nos contributions. Puis nous évoquons quelques suggestions d'extensions possibles à notre travail.

---

# Chapitre 1

## Concepts Radar

---

### Résumé

*Dans ce chapitre, nous reprenons brièvement les définitions des paramètres caractéristiques d'une onde RF ainsi que leurs choix dans la conception du système radar. Ensuite, nous décrivons les radars à impulsions et nous introduisons l'échantillonnage en portée. Puis, nous présentons un bref rappel sur la théorie de la décision. Enfin, nous exposons les modèles statistiques des cibles à savoir les quatre types de Swerling ainsi que les divers modèles statistiques représentant le clutter de*

- 1. 1 Introduction**
- 1. 2 Les systèmes radar**
- 1. 3 Théorie de la décision**
- 1. 4 Modèles statistiques des cibles**
- 1. 5 Modèles statistiques du clutter de mer**
- 1. 6 Conclusion**

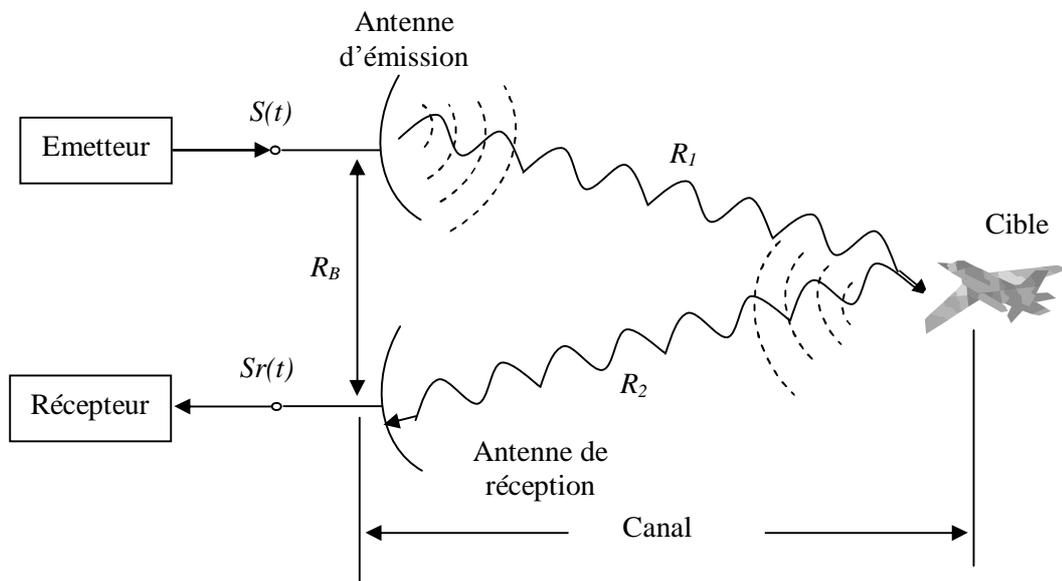
## 1. 1 INTRODUCTION

Le terme radar est un terme relativement récent, adopté au cours de la seconde guerre mondiale. Mais, contrairement à certaines idées reçues, le principe du radar est beaucoup plus ancien. En effet, les concepts de base du radar sont fondés sur les équations régissant les ondes électromagnétiques, formulées par le physicien J. C. Maxwell dès 1886 [47]. Ces principes furent vérifiés peu après par les expériences du physicien allemand H. Hertz. Pourtant, la mise en pratique de ces résultats fut longue, et les premières expérimentations de détection à l'aide d'ondes radio qui eurent du succès ne furent réalisées qu'au court des années 1920, sous l'impulsion d'ingénieurs français et britanniques. De 1925 à 1926, Briet et Tuve sont les premiers qui ont appliqué les radars à impulsions qui sont capables de mesurer la distance des cibles appelée "Target's range". Mais, à partir de cette période, les progrès se firent très rapides et débouchèrent sur du concret "utilisable" au milieu des années 30. On installa par exemple sur la ligne Maginot des radars d'une portée d'une dizaine de kilomètres, et on équipa le paquebot Normandie d'un appareil semblable pour repérer les icebergs. Le développement des systèmes radar a été accéléré durant la deuxième guerre mondiale jusqu'au ce jour. Tous les premiers radars utilisent des ondes radio, mais aujourd'hui quelques radars modernes sont basés sur les ondes optiques qui utilisent les lasers. Récemment, le système radar est devenu très sophistiqué quoique des recherches dans ce domaine restent toujours en évolution. En ce qui concerne son utilisation pratique, les fonctions que le radar doit accomplir et ses nouvelles techniques croissent presque jour après jour. Le radar est un instrument essentiel à la sécurité de la navigation maritime et aérienne; la nuit ou lorsque le temps est mauvais, il aide les avions à atterrir. Dans le contexte militaire constamment en alerte, il aide les forces armées dans leur tâche de détection des cibles; il est utilisé en mer pour détecter la présence de navires ennemis et sur terre pour renseigner sur les mouvements des forces adverses. En météorologie, il sert à estimer les changements atmosphériques (la vitesse du vent, le spectre des gouttes de pluie, ...etc.). Pareillement, il est même utilisé par la police de la route dans sa chasse à l'excès de vitesse.

## 1. 2 LES SYSTEMES RADAR

La fonction principale des radars modernes consiste à détecter automatiquement des cibles mobiles se trouvant dans leur espace de surveillance. Le signal utile reçu est toujours accompagné par le bruit interne ou thermique et d'échos indésirables dus aux cibles interférentes et aux réflexions multiples de clutter provenant des phénomènes naturels. Succinctement, le fonctionnement de tout système radar comme montré dans la Figure 1.1 est basé sur les propriétés des ondes radioélectriques, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière, soit environ  $3.10^8$  m/s. Un émetteur diffuse au moyen d'une antenne un faisceau d'ondes électromagnétiques concentré dans une direction souhaitée. Lorsque ces ondes rencontrent un objet, une partie d'énergie se réfléchit formant ce qu'on appelle communément un écho radar. Cet

écho renvoyé vers le radar est capté par l'antenne qui joue alors le rôle du récepteur. Le signal réfléchi après avoir été amplifié est discrétisé afin de permettre leur traitement et transformé en signal lumineux visualisable sur un écran. Le radar mono statique ( $R_B=0$ , Figure 1.1) se ramène à un système radar qui a un émetteur et un récepteur situés dans le même site. Pour faciliter l'opération, le radar mono statique est largement utilisé et ses performances sont souvent supérieures mais pas toujours par rapport aux radars bi-statiques ( $R_B \neq 0$ , Figure 1.1). Généralement, le radar bi-statique aéroporté consiste en deux radars aéroportés l'un sert à l'émission et l'autre sert à la réception.



**Fig. 1. 1:** *Forme générale d'un radar*

Pour avoir un fonctionnement régulier, le radar doit pouvoir émettre une très grande quantité d'énergie concentrée dans une direction, tout en étant assez sensible pour n'en détecter ne serait-ce qu'une infime partie renvoyée sous forme d'écho. Ce problème a été pendant longtemps la cause du manque d'efficacité des premiers radars. De nos jours, on utilise ce qu'on appelle des radars à impulsions: un faisceau d'ondes électromagnétiques est émis pendant un temps très court, de l'ordre de la microseconde, puis l'émetteur est verrouillé pendant une centaine de microsecondes, le temps que l'onde émise fasse l'aller-retour radar-cible. Son principe de fonctionnement est basé sur la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions brèves et puissantes, transformé en un faisceau tel que, lorsque l'antenne tourne, les ondes peuvent être dirigées dans une direction choisie à l'avance [40]. Les ondes radioélectriques sont donc émises dans l'espace à la vitesse de la lumière par impulsions répétitives à des intervalles uniformes appelés période de répétition des impulsions,  $T_R$  (PRI: Pulse Repetition Interval). Afin d'éviter l'effet dit du deuxième retour d'écho (second time around echo), le récepteur, partageant la même

antenne avec l'émetteur, doit être non seulement inhibé pendant toute la durée,  $\tau$  de chaque impulsion radio fréquence, RF émise mais aussi, il faudrait que celles-ci aient une puissance et une fréquence de répétition des impulsions,  $F_R$  (PRF: Pulse Repetition Frequency) de manière à minimiser tout risque afférent à une anomalie de propagation. Cette anomalie peut provenir de l'emplacement du radar et/ou de conditions météorologiques particulières. A chaque fois qu'un objet se situant dans l'espace de balayage (faisceau principal) du radar est percuté par l'onde RF, une partie de l'énergie électromagnétique est réfléchiée puis analysée par le récepteur devenant opérationnel pendant l'intervalle séparant deux impulsions successives appelé temps d'écoute ( $T_R - t$ ) [42]. C'est particulièrement de cette proportion d'énergie que dépend la qualité du signal reçu. Une cible est dite parfaitement localisée si sa distance et sa direction (azimut et élévation) sont connues comme indiqué dans la Figure 1.2.

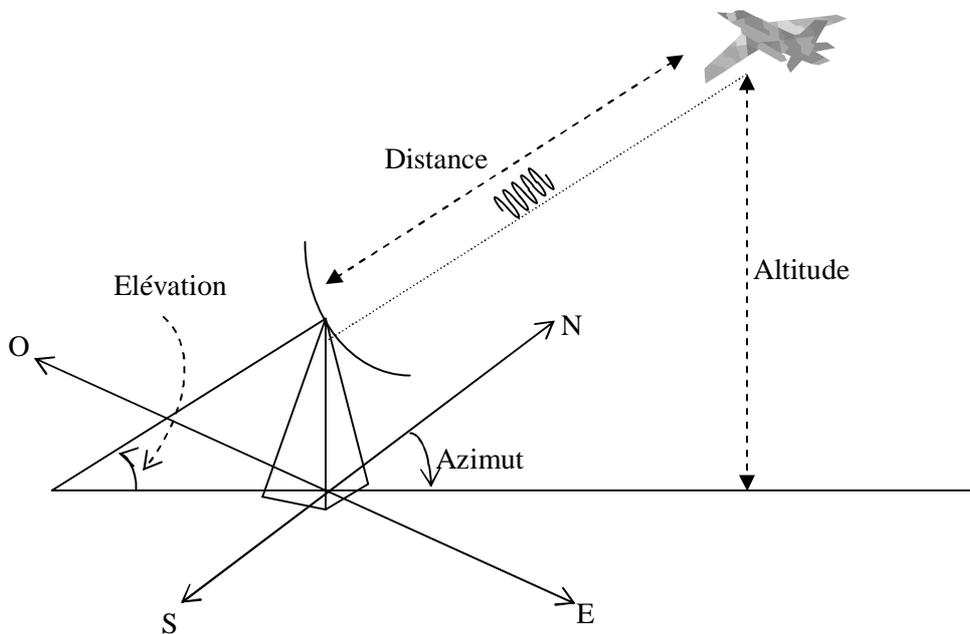


Fig. 1. 2: Angles caractérisant une cible.

### 1. 2. 1 Paramètres caractéristiques d'une impulsion RF

Pour un bon fonctionnement du radar à impulsions, il y a un certain nombre de paramètres qu'on doit choisir caractérisant l'onde RF émise, Figure 1.3, [42].

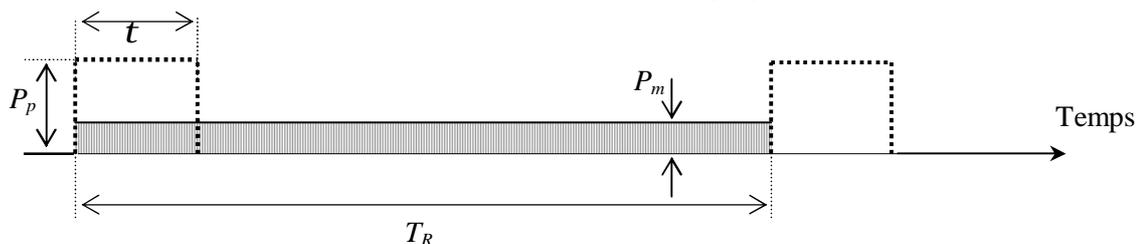


Fig. 1. 3: Chronogramme de l'émission d'une impulsion radar.

**(i) Mesure de la portée du radar :** La distance est calculée à partir du temps de transit (aller et retour) d'une brève impulsion radioélectrique émise et de sa vitesse de propagation  $C$ . D'une autre façon, quand l'impulsion est émise, l'horloge du radar déclenche le comptage et le temps écoulé pour qu'une onde électromagnétique percute l'objet et revenir appelé temps de retard (time Delay),  $t_d$ . La portée de la cible est donnée par [43]

$$R = \frac{Ct_d}{2} \quad (1.1)$$

où  $C$  est la vitesse de lumière,  $C=3 \times 10^8$  m/s.

La portée maximale du radar est définie par

$$R_{\max} = \frac{CT_R}{2} \quad (1.2)$$

Un objet situé à la limite de la portée maximale ne reçoit qu'une petite partie de l'énergie transmise et ne reflète donc qu'une infime partie de cette énergie dans toutes les directions.

La résolution en distance du radar est donnée par

$$\Delta d = \frac{Ct}{2} \quad (1.3)$$

**(ii) Mesure des angles azimuth (gisement) et élévation (site) :** La précision de la mesure de ces angles dépend de la directivité de l'antenne. Pour une fréquence émise donnée (ou une longueur d'onde définie), la directivité d'une antenne est fonction de ses dimensions propres. L'azimut vrai d'une cible détectée par un radar est l'angle entre la direction du nord vrai et celle de la ligne directe antenne-cible. Cet angle se mesure dans le plan horizontal, dans le sens des aiguilles d'une montre, et à partir du nord vrai [41].

**(iii) Mesure de la hauteur:** La hauteur ou altitude d'un objet est calculée en multipliant la distance oblique de cet objet par le sinus de son angle d'élévation.

**(iv) Mesure de la vitesse (Effet Doppler) :** L'onde électromagnétique du radar subit un changement de fréquence lors de son interaction avec la cible dû au déplacement de celle-ci. Ce changement est proportionnel à la vitesse radiale projetée. Ainsi, la meilleure façon de déterminer cette vitesse est d'utiliser la fréquence Doppler,  $F_d$ , qui est la différence entre la fréquence de réception,  $F_r$  et la fréquence d'émission,  $F_e$  [43]. Cette caractéristique est alors utilisée pour séparer un écho mobile de vitesse déterminée et des autres échos notamment le clutter. Par conséquent,

$$F_d = F_r - F_e \quad (1.4)$$

La vitesse radiale de la cible vers le radar peut être donnée en fonction de  $F_d$ , par

$$F_d = \frac{2v_r}{\lambda} \quad (1.5)$$

où  $v_r \ll C$  et la longueur d'onde,  $\lambda$ , est donnée par

$$\lambda = \frac{C}{F_e} \quad (1.6)$$

Pour des objets fixes,  $F_d$  égale à zéro.

D'une manière générale, la fréquence de l'écho reçu d'un objet se rapprochant ou s'éloignant du radar est donnée par

$$F_r = F_e \pm F_d \quad (1.7)$$

### 1. 2. 2 Equation du radar en espace libre

L'équation du radar traduit l'influence de phénomènes physiques sur la puissance rayonnée, la propagation de l'onde, et jusqu'à la réception du signal réfléchi. L'équation du radar permet de réaliser une estimation des performances d'un système radar. La relation qui lie la distance radar-cible,  $D$ , aux paramètres caractéristiques du radar est dite équation du radar. Celle-ci prend différentes formes qui dépendent chacune du milieu dans lequel s'effectue la détection. Les quatre types d'environnements les plus connus dans la détection radar sont le bruit thermique dû au récepteur dont la puissance est constante (effet de l'agitation électronique dans les conducteurs du récepteur) ou variable (bruit capté par l'antenne), le clutter de surface (mer, terre, nuage, arbres, etc.), le clutter de volume (précipitations, insectes, ..., etc.) et les interférences (avions, ..., etc.). Dans ce qui suit, nous donnons uniquement l'équation radar dans le cas du bruit thermique qui est connue sous le nom de l'équation radar en espace libre. Elle détermine la relation mathématique qui permet d'écrire la puissance de l'écho reçu,  $P_r$ , issu d'une impulsion en fonction de la puissance de pointe de l'impulsion transmise,  $P_p$ , tel que [42]:

$$P_r = \frac{P_p G^2 \lambda^2 S_r}{(4\pi)^3 D^4 L_t L_r} \quad (1.8)$$

où  $L_t$  et  $L_r$  représentent les pertes totales en transmission et en réception,  $G = \frac{4\pi S}{\lambda^2}$  représente le gain de l'antenne, supposé le même en transmission et en réception,  $S$  est la surface équivalente de l'antenne et  $\lambda$  est la longueur d'onde du signal RF émis. D'autre part,  $S_r = \lim_{D \rightarrow \infty} 4\pi D^2 |E_r / E_i|$ , est définie comme étant la surface équivalente radar (RCS : Radar Cross Section).  $E_i$  et  $E_r$  sont les amplitudes respectives des champs électromagnétiques incident et réfléchi.

Le RCS varie avec la fréquence et son calcul exact n'est possible que pour des cas simples. Sinon, il existe des formules empiriques qui le calculent. Dans le cas de la détection d'une cible de type MDS (Minimum Discernable Signal), c'est-à-dire un objet pour lequel l'écho reçu a une puissance minimale telle que  $P_r = P_{min} = K \sigma T B \bar{S}$ , la portée maximale s'écrit, en utilisant (1.8):

$$D_{\max} = \left[ \frac{P_p G^2 I^2 S_r}{(4p)^3 P_{\min} L_t L_r} \right]^{1/4} \quad (1.9)$$

où  $K^\circ$  est la constante de Boltzmann,  $T^\circ$  est la température due au bruit du système,  $B$  est la bande passante du bruit au niveau du récepteur et  $\bar{S}$  est le rapport signal sur bruit (SNR : Signal-to-Noise Ratio,) moyen correspondant à une impulsion à la sortie du détecteur linéaire ou quadratique.

### 1. 2. 3 Choix des paramètres caractéristiques d'un radar

Le choix des principaux paramètres du radar influe directement sur les performances de celui-ci. Souvent, il n'est pas possible que le choix de l'un n'affecte pas l'autre. Dans ce qui suit, nous décrivons leur utilité et leur impact sur le fonctionnement du radar.

**(i) Choix de la durée  $t$  de l'impulsion RF :** La durée de l'impulsion caractérise les performances du radar à travers, sa portée maximale et sa discrimination en distance appelée aussi résolution en distance. Des valeurs typiques de,  $t$ , sont comprises entre 0.1 et 1  $\mu$ s. L'équation (1.3), montre qu'une impulsion très brève ( $t$  petit), permet la détection d'objets très proches les uns des autres. La puissance moyenne de l'impulsion émise est définie par [42]:

$$P_m = P_p \frac{t}{T_R} \quad (1.10)$$

A partir de l'équation (1.10), nous pouvons remarquer que l'énergie émise à chaque impulsion est égale à  $P_p t = P_m T_R$ . D'autre part, si nous considérons le cas où  $T_R$  et  $P_p$  sont constantes, alors le fait d'augmenter  $t$  accroît  $P_m$  et par conséquent la portée maximale donnée par l'équation (1.9). Le rapport,  $t/T_R$ , est appelé facteur de charge (duty cycle). Il est de l'ordre de 1/1000<sup>ème</sup>. Enfin, une brève et étroite impulsion augmente le pouvoir de discrimination en distance du radar entre deux objets ayant le même azimut. En effet, un train d'impulsions RF voyageant à la vitesse  $C$ , occupe un espace égale à  $t C$ . Par conséquent, les échos de deux objets situés à une portée inférieure à  $Ct/2$  ne peuvent pas être discriminés.

**(ii) Choix de la fréquence de répétition des impulsions  $F_R = 1/T_R$  :** Comme nous l'avons déjà stipulé précédemment, un bon choix de la période de répétition des impulsions,  $T_R$ , et donc de la fréquence de répétition des impulsions,  $F_R$ , nous évitera l'effet du deuxième retour d'écho, tout en maintenant un bon débit de données (data rate). De plus, partant de l'équation (1.10) de la puissance moyenne  $P_m$ , il y a toujours un compromis à faire entre le choix de  $F_R$  et celui de  $P_p$  et  $t$

pour pouvoir réaliser une portée maximale adéquate. Pour que la portée du rayonnement du radar soit lisible, il a été prouvé empiriquement que,  $F_R = \frac{150000}{D_{\max}}$  [42].

**(iii) Choix de la longueur d'onde  $\lambda$**  : Le choix de la longueur d'onde émise affecte beaucoup de paramètres tels que la portée maximale, les dimensions de l'antenne, les diverses réflexions d'ondes électromagnétiques, leur atténuation atmosphérique et leur super réfraction (pour permettre la détection d'objets se trouvant derrière l'horizon géométrique du radar) et la surface équivalente radar,  $S_e$ . Les radars fonctionnent dans les bandes réparties depuis les ondes métriques jusqu'aux ondes millimétriques pour certains radars à très haute résolution. Cependant, les bandes les plus fréquemment employées sont les bandes L et S pour les radars au sol et X pour les équipements aéroportés et marins. Le Tableau 1.1, résume les bandes de fréquences utilisées dans la détection radar.

**(iv) Choix de  $P_p$ ,  $P_m$  et  $t/T_R$**  : Comme nous l'avons déjà fait remarqué, le choix de la puissance moyenne est intimement lié à celui de la puissance de pointe et du facteur de charge. Pour les radars modernes, la puissance de pointe se situe dans la gamme 40 KW à 10 MW. Cependant, nous ne devons pas omettre de mettre l'accent sur le dilemme portée-puissance. Rappelons que la portée maximale,  $D_{\max}$ , est fonction de la puissance moyenne,  $P_m$ , laquelle est fonction de,  $t$ ,  $F_R$  et  $P_p$ . Par conséquent, pour accroître,  $P_m$ , nous pouvons augmenter au moins l'un ou au plus trois de ces paramètres. Enfin, le problème lié à l'augmentation de  $t$  trouve sa solution dans une technique dite "compression d'impulsions".

Dénomination	Bandes de fréquences (GHz)	Longueur d'ondes correspondantes (cm)	Utilisation
P	0.2 – 0.4	150 - 75	Radar de recherche
L	1 – 2	30 - 15	Radar de recherche (Quelques fois radar d'approche)
S	2 – 4	15 - 7.5	Radar d'approche
C	4 – 8	7.5 - 3.75	Radar d'approche et de poursuite
X	8 – 12	3.75 - 2.5	Radar de poursuite et radar aéroporté
K	12 - 40	2.5 - 0.75	Radar aéroporté

**Tab. 1. 1:** Bandes de fréquences utilisées dans la détection radar

**(v) Choix de la vitesse de rotation de l'antenne  $\Omega$  (RPM: Revolutions Per Minute):** Le temps d'exposition d'un objet dans la direction du faisceau maximal (TOT: Time On Target) est défini par:

$$TOT = \frac{q}{\Omega} \quad (1.11)$$

L'angle,  $q$ , est connu sous le nom de l'ouverture angulaire en azimut caractérisée par une atténuation de -3 dB par rapport à l'axe du lobe principal. En pratique, cette ouverture est toujours assimilée à un cône. Elle est aussi appelée pouvoir de discrimination en direction et elle est exprimée en radian par:

$$q \approx 1 / D \quad (1.12)$$

Par conséquent, les échos de deux objets situés à une ouverture en azimut inférieure à  $1 / D$  ne peuvent pas être discriminés. Des valeurs typiques de  $q$  sont comprises entre  $1.2^\circ$  et  $3^\circ$ .

$\Omega$ , représente la vitesse de rotation (RPM) de l'antenne exprimée en degré/seconde. En effet, pour augmenter le débit ou "data rate", il serait judicieux d'augmenter la RPM. Finalement, remarquons que pour un  $\Omega$  constant, une augmentation de  $q$ , peut influencer négativement sur la largeur du faisceau.

**(vi) Choix du nombre d'impulsions (Hits Per Scan, HPS) pour un  $q$  donné:** Le nombre d'impulsions émises par un radar pour une ouverture en azimut donnée est défini par:

$$HPS = \frac{F_r \cdot TOT}{a} \quad (1.13)$$

où  $a$  est une constante. Il est évident que, pour une PRF constante, lorsque la vitesse de rotation RPM augmente, le HPS diminue. Inversement, pour une RPM constante, lorsque la PRF augmente, le HPS augmente.

#### 1. 2. 4 Radar doppler à impulsions

La Figure 1.4 montre un schéma synoptique simplifié pour le fonctionnement d'un radar mono-statique à impulsions. La cohérence est assurée par l'oscillateur COHO (coherent oscillator). Celui-ci délivre un signal FI (Fréquence Intermédiaire) de fréquence,  $F_i$ , habituellement comprise entre 30 et 100 MHz, utilisé comme signal de référence. Un oscillateur local STALO (Stable Local Oscillator) fournit, quant à lui un signal RF de fréquence,  $F_b$ , (généralement supérieure à 1GHz). Les blocs fondamentaux indiqués dans la Figure 1.4 avec leur interconnexion effectuent les fonctions suivantes [42-44]:

(i) **Mélangeur émission** : Le signal FI est ajouté au signal RF, à l'aide du mélangeur émission pour donner un signal de fréquence  $F_e = F_i + F_l$ . Dans l'optique d'une bonne réception du signal, les deux oscillateurs doivent être stables i.e.  $F_i(t) = F_i(t_0)$  et  $F_l(t) = F_l(t_0) \forall t \text{ et } t_0$ . Où  $t_0$  et  $t$  désignent les instants à l'émission et à la réception, respectivement. La particularité de ce radar est de pouvoir transmettre un signal cohérent c'est-à-dire en phase avec le signal de référence.

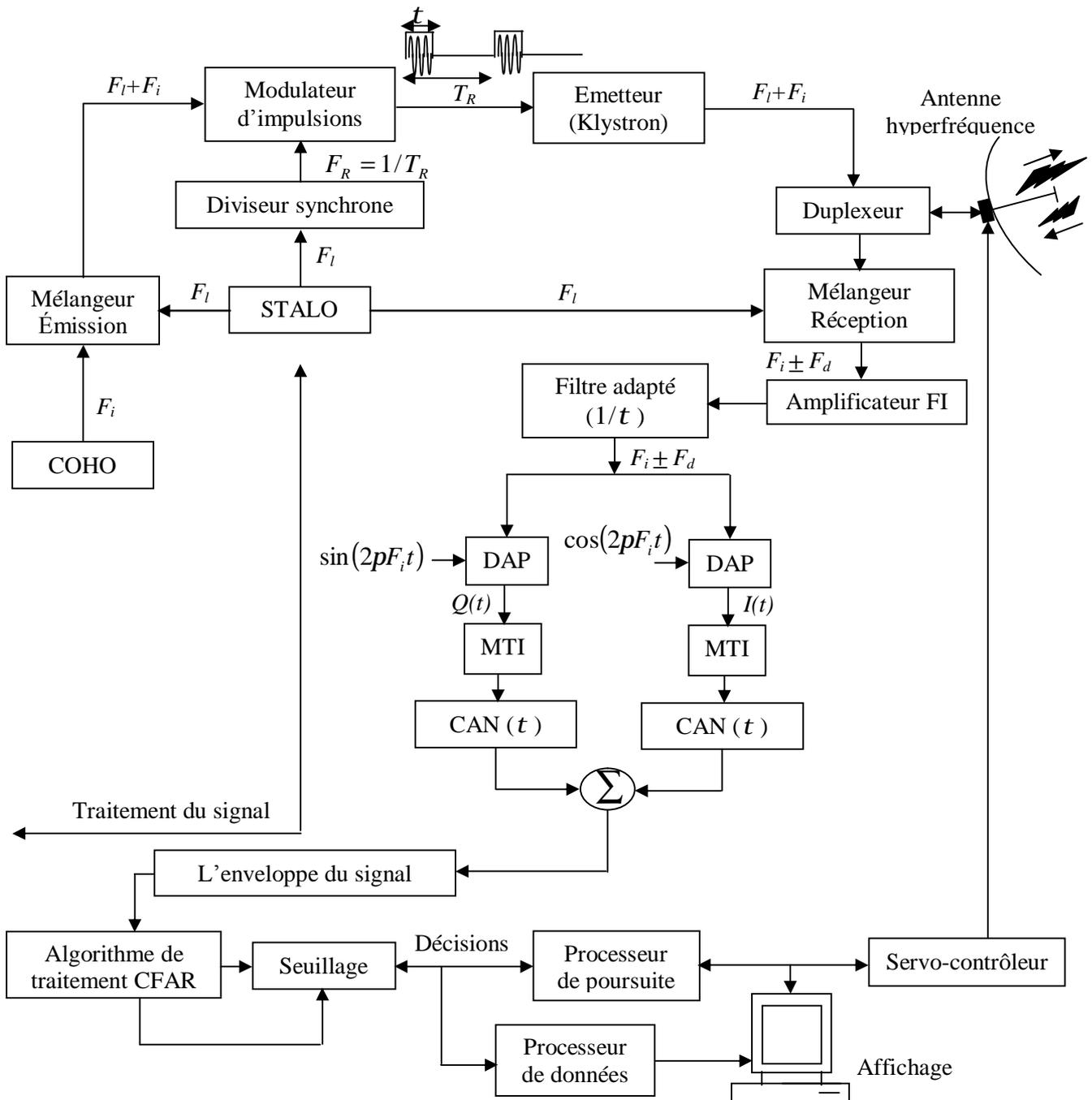


Fig. 1. 4: Synoptique d'un radar mono statique à impulsions

**(ii) Synchronisateur :** La synchronisation est assurée par un signal d'horloge fourni par le diviseur synchrone, dont la PRF est un sous multiple exact de la fréquence  $F_i$ . Ce signal est découpé périodiquement en impulsions de durée,  $t$ , par le modulateur d'impulsions. L'opérateur peut varier le rythme et la durée des impulsions, en fonction de la zone à couvrir.

**(iii) Modulateur :** Il génère un signal à faible puissance qui le prépare à la transmission.

**(iv) Emetteur (Klystron):** C'est un circuit qui produit des impulsions puissantes de l'ordre de quelques kilowatts et à très hautes fréquences (3,000 à 10,000 MHz, quelquefois jusqu'à 30,000 MHz). Un faisceau radar étroit distingue et sépare mieux les échos de deux cibles.

**(v) Antenne:** l'antenne radar est dessinée de façon à concentrer l'énergie des pulsations émise en un faisceau horizontal étroit. Cette antenne est munie d'un moteur à vitesse constante d'environ 15 à 30 tour/min et balaie l'horizon continuellement sur 360°.

**(v) Duplexeur:** Il protège le récepteur pendant la transmission et dirige à son tour les signaux réfléchis vers la chaîne de réception.

**(vi) Traitement du signal :** La réduction du bruit est une considération importante dans la conception du récepteur radar. Un filtre adapté est généralement installé près de l'antenne pour filtrer et amplifier les signaux. Pour exploiter l'effet Doppler, il faut démoduler le signal de fréquence,  $F_i \pm F_d$ , afin de retrouver les deux composantes, en phase et en quadrature de phase,  $I(t)$  et  $Q(t)$ . Cette opération est réalisée à l'aide d'un démodulateur amplitude-phase (DAP). En effet, le DAP donne un signal de sortie proportionnel à la différence de phases des deux signaux présents à l'entrée, en l'occurrence le signal reçu et le signal émis. Par conséquent, les signaux  $I(t)$  et  $Q(t)$  apparaissent comme des signaux modulant en amplitude l'écho reçu [42]. Le traitement MTI (Moving Target Indicator) est conçu pour la séparation des échos de la cible des clutter ou cibles interférentes. Le signal vidéo à la sortie du détecteur d'enveloppe ou quadratique est échantillonné en vue des traitements numériques ultérieurs. Les opérations de traitement peuvent utiliser des techniques telles que la compression d'impulsions, la suppression du clutter, les processeurs CFAR, ..., etc.

**(viii) Processeur de données :** Il permet d'estimer les paramètres des cibles (distance, azimuth, vitesse radiale, ..., etc.). Eventuellement, il sert à la reconnaissance des cibles (avion de guerre, avion de transport civile, bateau, ..., etc.)

**(ix) Processeur de poursuite:** Il renvoie la trajectoire actuelle de la cible évoluant dans l'espace de surveillance du radar et ensuite il prédit la position future de cette dernière.

**(x) Affichage:** Il représente la partie utile du radar, celle sur laquelle se fait la navigation et la détection des obstacles. La sortie est généralement traduite par la visualisation des informations

de l'écho de la cible sous une forme plus adaptée à l'interprétation de l'opérateur. La représentation d'un objet sur l'écran s'appelle un spot et on peut interfacé un lecteur de cartes électroniques, un pilote automatique, et tout autre instrument de navigation à un radar.

### 1. 2. 5 Formation des cellules de portée

Rappelons que le radar à impulsions détermine la portée (distance) en calculant le temps mis par une impulsion RF émise pour atteindre un objet et être réfléchi sur l'antenne. Si nous nous mettons dans le cas d'un canal Doppler donné et d'une direction en azimut donné, Figure 1.5, ce que nous définissons par le nombre de cellules de résolution en temps ou en portée dans le domaine  $[0, T_R]$  est le rapport [42,45]:

$$N = \frac{D_{\max}}{\Delta d} = \frac{T_R}{t} \quad (1.14)$$

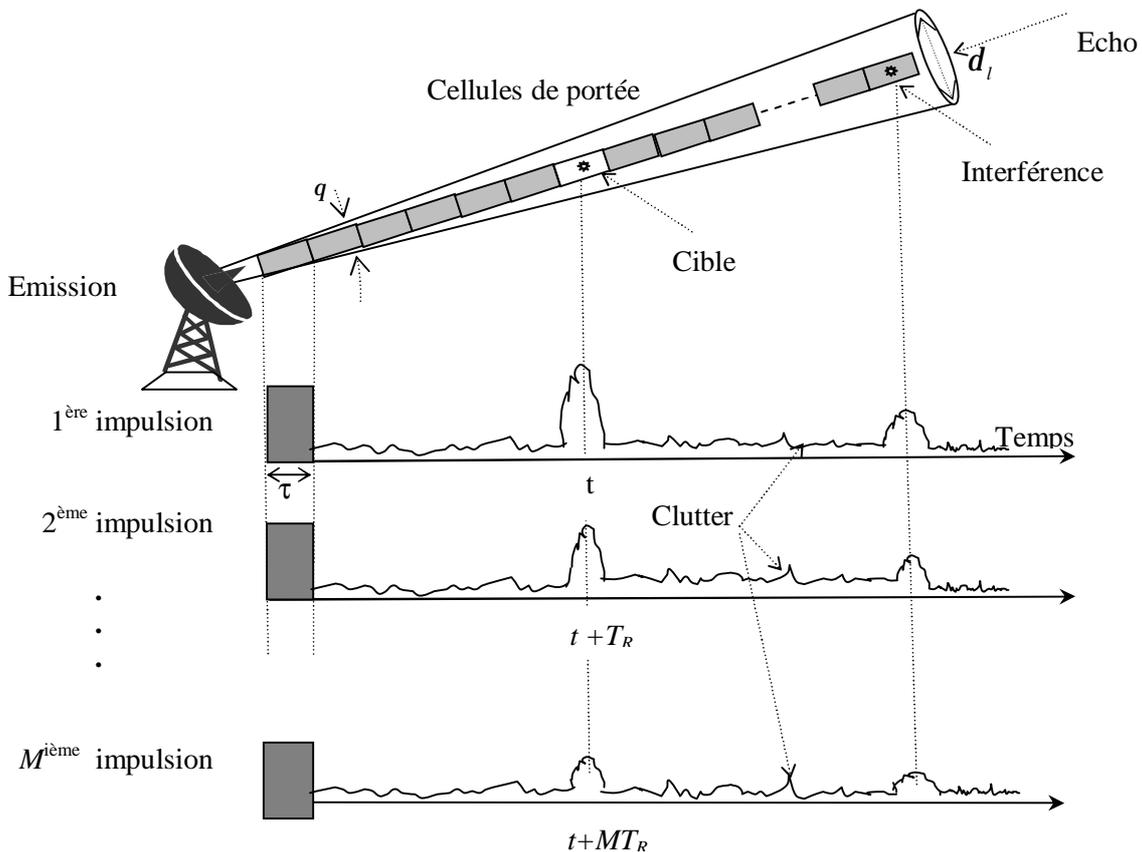


Fig. 1. 5: Echantillonnage en portée du signal vidéo

Du fait que chaque mesure (cellule) soit intégrée sur une largeur d'impulsion, le signal ainsi obtenu est un paquet de  $N$  échantillons de durée,  $t$ , chacun, reçus aux instants respectifs  $t, 2t, 3t, \dots, Nt$ . Comme les traitements postérieurs de ces échantillons doivent se faire en temps réel, la technique

utilisée consiste en leur traitement par bloc de  $N$  tel que  $N=8, 12, 16$  ou  $32$ . Pour acquérir ces échantillons, il suffit de capturer le signal vidéo au milieu de chaque intervalle de temps  $[it, (i+1)t]$ ,  $i$  est un entier représentant l'indice de la cellule distance ou portée. Ce traitement, est connu sous le nom d'échantillonnage en portée du signal vidéo. Dans le cas où les échos de  $M$  impulsions successives sont traités, le même échantillonnage en portée est effectué pour chaque impulsion et le signal vidéo représentant une cellule est reçu aux instants respectifs  $t, t+T_R, t+2T_R, t+3T_R, \dots, t+MT_R$ . L'instant  $t$  correspond au temps d'un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible. Pour mieux apprécier le rapport donné par l'équation (1.14), nous prenons par exemple  $T_R=1ms$  et  $t=1ms$  où il résulte  $N=1000$  cellules de portée de longueur  $\Delta d=150m$  chacune pour une portée maximale  $D_{max}=150Km$ . Aussi, nous définissons le nombre de cellules de résolution en fréquence Doppler dans le domaine  $[0, F_R]$  ou plus précisément le nombre de filtres Doppler comme étant le rapport:

$$M_0 = \frac{F_R}{\Delta f} \quad (1.15)$$

où  $\Delta f$  représente la largeur de bande de chaque filtre Doppler.

### 1. 3 THEORIE DE LA DECISION

L'objectif des divers mécanismes de décision est de déterminer un algorithme de traitement du processus aléatoire,  $Q(t)$ , observé à la sortie d'une cellule distance afin de décider sur la présence ou l'absence d'une cible [43,46]. Parmi les tests de décision sont:

#### 1. 3. 1 Tests d'hypothèses

La Figure 1.6 illustre les problèmes de tests d'hypothèses pour le cas de décision entre deux alternatives possibles désignées par les hypothèses  $H_1$  et  $H_0$  dont  $H_0$  représente une cible absente et  $H_1$  représente une cible présente. Une cellule dans l'espace de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux signaux:

- (i) Le signal,  $s_1(t)$ , sous  $H_1$  contient le signal utile de la cible,  $s(t)$ , et le bruit additif,  $n(t)$ .
- (ii) Le signal,  $s_0(t)$ , sous  $H_0$  ne contient que le bruit,  $n(t)$ .

Le système de décision est alors définie par une application de l'espace des observations dans l'ensemble des hypothèses possibles. On indique cette application par règle de décision qui détermine l'espace des observations, une partition en sous-ensembles disjoints. Chaque sous-ensemble correspondant aux observations qui sont associées à une même hypothèse.

Règle de décision  $\Leftrightarrow$  partition de l'espace d'observation en régions,  $R_i$ , associées aux différentes hypothèses:  $R_i \leftrightarrow H_i, i=0,1$

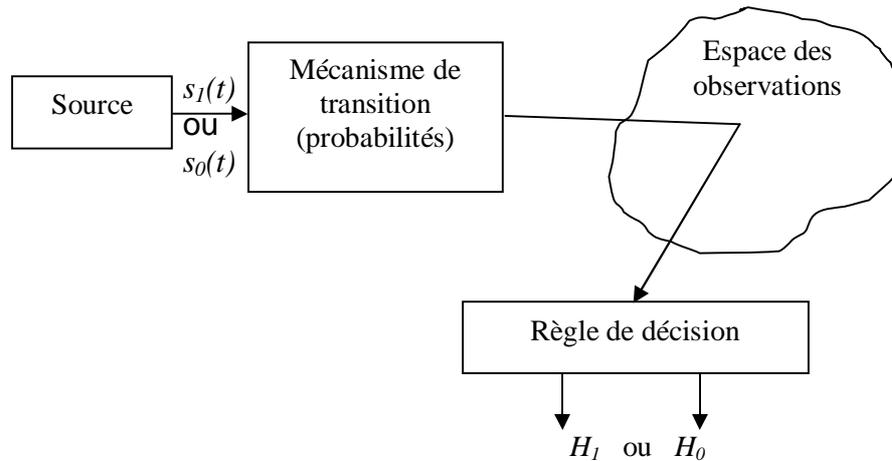


Fig. 1. 6: Décision entre deux hypothèses alternatives

### 1. 3. 2 Tests de Bayes

L'approche Bayésienne est basée sur la connaissance pour chaque hypothèse,  $H_i$ , de la probabilité *a priori* pour que cette hypothèse se réalise

$$P_i = P_r(H_i), i=0,1 \tag{1.16}$$

Et qui associe, à chaque comportement possible du système de décision, un coût (équivalent à une pénalisation ou une récompense)

$C_{ij}$  = coût de décider  $H_i$  quant  $H_j$  est vraie

La Figure 1.7 illustre la définition de ces quantités pour un test binaire (où on considère que seulement deux hypothèses sont possibles).

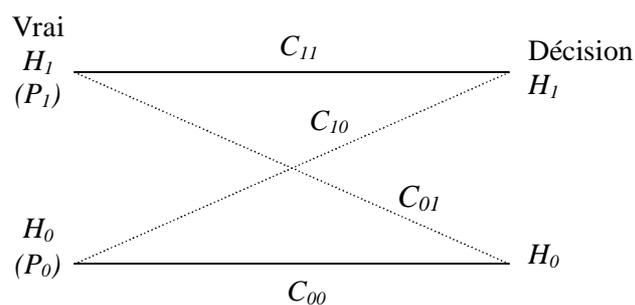


Fig. 1. 7: Définition des quantités pour un test binaire

Les lignes interrompues représentent les situations d'erreur. Les tests de Bayes consiste à déterminer les régions de décision  $R_1$  et  $R_2$  de façon à minimiser la valeur moyenne du coût :

$$C_m = C_{00}P_r\{H_0, H_0\} + C_{10}P_r\{H_1, H_0\} + C_{01}P_r\{H_0, H_1\} + C_{11}P_r\{H_1, H_1\} \tag{1.17}$$

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

$$P_r \{H_i, H_j\} = P_r \{H_i / H_j\} P_j = P_r \{r \in R_i\} P_j = P_j \int_{R_i} p(r / H_j) dr \quad (1.18)$$

Dans le cas de tests binaires, les deux régions de décision sont complémentaires,  $R_i = \overline{R_j}$ , et on peut donc écrire

$$\int_{R_i} p(r) dr = 1 - \int_{R_j} p(r) dr, \quad j \neq i; i, j = 0, 1 \quad (1.19)$$

Avec ce résultat, on peut exprimer le coût de Bayes  $C_m$  en fonction d'une seule région:

$$C_m = C_{11} P_1 + C_{10} P_0 + \int_{R_0} [P_1 (C_{01} - C_{11}) P(r / H_1) - P_0 (C_{10} - C_{00}) P(r / H_0)] dr \quad (1.20)$$

Les deux premiers termes dans (1.20) ne dépendent pas des régions de décision, et constituent une pénalisation fixe. Pour minimiser,  $C_m$ , il faut donc minimiser l'intégrale. Pour cela, on doit attribuer à  $R_0$  tous les points de l'espace des observations pour lesquels l'intégrand est négatif, ce qui est équivalent à la règle de décision suivante :

$$\Lambda(r) = \frac{P_{r/H_1}}{P_{r/H_0}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})} = g \quad (1.21)$$

On voit donc que le test de Bayes conduit à comparer le rapport entre les fonctions densité de probabilité (fdp) conditionnelles (rapport de vraisemblance) à un seuil  $g$ .

Puisque l'application d'une fonction monotone n'affecte pas la validité d'une inégalité, le test de Bayes est équivalent au test suivant :

$$\ln \Lambda(r) = \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \ln g = h \quad (1.22)$$

On appelle  $\ln \Lambda(r)$  le rapport de vraisemblance logarithmique.

### 1. 3. 3 Statistique suffisante

On appelle statistique une application de l'espace des observations dans un autre espace, en général de dimension plus petite que celle de l'espace des observations. Pour des problèmes où les observations prennent des valeurs dans un espace de dimension élevée (ou même infini, comme c'est le cas du problème de communication binaire), il est souvent pratique de formuler le problème de décision en considérant une statistique qui est obtenue à partir des observations, au lieu de les traiter directement. La notion des statistiques suffisante établit les conditions dans lesquelles on peut faire cette compression de données sans perte d'information. Par définition,  $m(r)$  est une statistique suffisante si on peut factoriser les densités conditionnelles pour chaque hypothèse de la façon suivante :

$$p(r / H_i) = f_i(m(r)) g(r) \quad (1.23)$$

où  $g(r)$  dépend des observations mais pas de l'hypothèse,  $i$ . Dans ce cas le rapport de vraisemblance dépend des observations,  $r$ , uniquement à travers la statistique suffisante :

$$\Lambda(r) = \frac{P_{r/H_1}}{P_{r/H_0}} = \frac{f_1(m(r))}{f_0(m(r))} \quad (1.24)$$

### 1. 3. 4 Test de Neyman-Pearson (N-P)

Pour beaucoup d'applications, les probabilités *a priori*,  $P_i$  ne sont pas connues et on ne peut pas en conséquence, appliquer l'approche Bayésienne, où encore même si elles sont connues, le critère ajusté au problème n'est pas obtenu par des considérations pour tout l'ensemble de situations possibles. Les tests de N-P constituent dans ce cas une approche alternative. Au lieu de considérer l'occurrence de chaque hypothèse comme un phénomène aléatoire, et d'optimiser la performance moyenne, le test de N-P agit directement sur les mesures de performance suivantes [43]:

$$P_D = P_r(\text{décider } H_1 / H_1) \quad (1.25)$$

$$P_F = P_r(\text{décider } H_1 / H_0) \quad (1.26)$$

$$P_M = P_r(\text{décider } H_0 / H_1) \quad (1.27)$$

$P_D$  est appelée la probabilité de détection,  $P_F$  la probabilité de fausse alarme et  $P_M$  est la probabilité de non détection (Miss).

On veut usuellement avoir une valeur de  $P_D$  la plus grande possible et en même temps une valeur de  $P_F$  la plus petite possible. Cependant, ces deux contraintes ne sont pas indépendantes, et sont même contradictoire: pour augmenter  $P_D$ , on doit augmenter  $R_I$ , et pour minimiser  $P_F$ , on doit diminuer  $R_I$ . Les tests de N-P correspondent à maximiser  $P_D$  avec une contrainte fixe du  $P_F$  (max  $P_D$  sous la contrainte  $P_F = a_0$ ). La solution est obtenue à travers l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange, et est encore une fois, donnée par le rapport de vraisemblance suivant:

$$\Lambda(r) = \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} I \quad (1.28)$$

Où maintenant le seuil,  $I$  est déterminé de façon à vérifier la contrainte

$$P_{FA} = \int_I^\infty p(\Lambda / H_0) d\Lambda = a_0 \quad (1.29)$$

Pour arriver à cette solution on minimise la fonction objective  $J$ , qui est obtenue en ajoutant à la fonction à minimiser  $P_M$ , le multiplicateur de Lagrange fois la contrainte.

$$\begin{aligned} J &= P_M + I(P_F - a_0) \\ &= \int_{R_0} p(r / H_1) dr + I \left( \int_{R_1} p(r / H_0) dr - a_0 \right) \\ &= I(I - a_0) + \int_{R_0} (p(r / H_1) - I p(r / H_0)) dr \end{aligned} \quad (1.30)$$

Il résulte immédiatement de cette expression que la règle de décision optimale est encore la comparaison du rapport de vraisemblance avec un seuil,  $I$ , qui doit être déterminé de façon à satisfaire la contrainte. Ceci est obtenu en définissant  $R_0$  comme l'ensemble des points  $r$  où la fonction intégrée est négative.

### 1. 3. 4 Critère de Minimax:

Les tests de Minimax sont une autre façon de résoudre des problèmes de décision quand on ne connaît pas les probabilités *a priori* et correspondent à choisir le test qui a la meilleure performance dans le cas le plus défavorable [43]. Pour obtenir ce test, on commencera par analyser l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes. Admettons alors qu'une certaine valeur du seuil de décision est fixée, soit,  $\eta_0$ . Une fois que le seuil est fixé, la performance du test, obtenu en comparant le rapport de vraisemblance avec lui, est déterminée :

$$P_F(h_0) = P_r \{ \Lambda(r) > h_0 / H_0 \} \quad (1.31)$$

$$P_M(h_0) = P_r \{ \Lambda(r) < h_0 / H_1 \} = (1 - P_D(h_0)) \quad (1.32)$$

Le coût de Bayes est donc

$$C_m(h_0) = C_{11} P_1 P_D(h_0) + C_{01} P_1 P_M(h_0) + C_{00} P_0 (1 - P_F(h_0)) + C_{10} P_0 P_F(h_0) \quad (1.33)$$

Si on utilise dans cette équation les relations

$$P_D(h_0) + P_M(h_0) = 1 \quad (1.34)$$

et

$$P_0 + P_1 = 1 \quad (1.35)$$

On obtient une expression qui dépend uniquement de  $P_1$

$$C_m(h_0) = C_{00}(1 - P_F(h_0)) + C_{10} P_F(h_0) + P_1 [(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11}) P_M(h_0) - (C_{10} - C_{00}) P_F(h_0)] \quad (1.36)$$

De cette équation, on peut conclure que le coût de Bayes associé à ce test pour cette valeur fixe du seuil est une fonction linéaire de  $P_1$ .

Ce test est le test optimal si la relation suivante est vérifiée :

$$h_0 = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (1.37)$$

Les tests minimax correspondent à choisir le test optimal pour la situation où le coût est maximum, ce qui est obtenu en prenant le test qui a un coût constant pour toutes les valeurs possibles de la probabilité *a priori*. Pour obtenir ce test, on doit donc choisir un seuil qui conduit à des valeurs de  $P_M$ , et  $P_F$  tels que

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11}) P_M - (C_{10} - C_{00}) P_F = 0 \quad (1.38)$$

## 1. 4 MODELES STATISTIQUES DES CIBLES

La modélisation des cibles dépend du calcul du RCS de l'objet. Le moindre changement d'orientation de la cible et les vibrations qu'elle subisse provoque le phénomène des variations du RCS appelées fluctuations [47]. A cause des fluctuations des surfaces équivalentes des cibles observées, celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations de la cible. Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde. Cependant, seuls les cibles sphériques ou les coins de réflecteurs vus sous un angle constant sont non fluctuants. De plus, pour les cibles fluctuantes, le rapport signal sur bruit (*SNR*: Signal-to-Noise Ration) est fonction du type de fluctuation. Swerling a observé et classifié les cibles selon les fluctuations en quatre modèles statistiques [42, 43].

**(i) Le modèle de Swerling I (scan-to-scan independence):** Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe,  $q$ , du signal réfléchi suit une loi de Rayleigh, telle que sa fonction densité de probabilité (fdp) est donnée par: [46]

$$f(q) = \frac{q}{s_i^2} \exp\left(-\frac{q^2}{2s_i^2}\right), \quad q > 0 \quad (1.39)$$

Le paramètre,  $s_i^2$ , représente la variance de la cible, laquelle est proportionnelle à son RCS.

**(ii) Le modèle de Swerling II (pulse-to-pulse independence) :** Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe,  $q$ , du signal réfléchi suit la loi donnée par (1.39). En pratique, les modèles de types Swerling I et II s'apparentent à des éléments réfléchissants indépendants dont aucun n'est prépondérant. De nombreuses cibles entrent dans cette catégorie, notamment les avions.

**(iii) Le modèle de Swerling III (scan-to-scan independence):** Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante dont l'amplitude de l'enveloppe,  $q$ , du signal réfléchi suit une loi Rayleigh modifiée (one dominante-plus Rayleigh), telle que sa fdp est d'écrite par: [46]

$$f(q) = \frac{9q^3}{2s_i^4} \exp\left(-\frac{3q^2}{2s_i^2}\right), \quad q > 0 \quad (1.40)$$

**(iv) Le modèle de Swerling IV (pulse-to-pulse independence):** Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude du signal reçu,  $q$ , à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi donnée par (1.40). En pratique, les modèles de types Swerling III et IV s'apparentent à un élément réfléchissant prépondérant mais non fluctuant, associé à de nombreux éléments moins importants et indépendants. Les missiles rentrent dans cette catégorie de cibles.

## 1. 5 MODELES STATISTIQUES DU CLUTTER DE MER

Un radar est généralement destiné à détecter des échos mobiles de petites dimensions se déplaçant à la surface du sol ou en altitude. Les échos sont peu nombreux mais très souvent noyés dans un contexte très puissant d'échos parasites appelé clutter. Le clutter est constitué soit d'échos atmosphériques soit d'échos situés à la surface de notre planète. La détection radar est rarement effectuée dans des environnements composés de bruit thermique uniquement. Nous distinguons généralement deux types de clutter. Le clutter de surface (Terre, mer, ..., etc.) et le clutter de volume (précipitation, insectes, pluie, ..., etc.). La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à  $0.5\mu\text{s}$ . Si en plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à  $3.9^\circ$ , le clutter de surface peut être modélisé par une distribution gaussienne de moyenne nulle et variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar à haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à  $5\mu\text{s}$ ). Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles suivent une distribution présentant une queue plus étalée (long tail ou heavy tail) que celle de la gaussienne. Conséquemment, pour détecter des cibles dans ce type de clutter avec un angle d'incidence inférieur à  $3.9^\circ$ , il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-gaussiennes. Dans la littérature radar, quelques modèles peuvent représenter les statistiques du clutter de mer ou du sol tels que les fdp de Weibull, Log-normal, Gamma et K [1,2].

**(i) Le modèle Weibull :** La loi de Weibull est donnée par [6-12]:

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), \quad x > 0 \quad (1.41)$$

où  $b$  et  $c$  représentent les paramètres d'échelle et de forme respectivement et  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction gamma.

Le moment d'ordre  $n$  caractérisant la puissance du clutter est donné par

$$E[x^n] = b^n \cdot \Gamma\left(1 + \frac{n}{c}\right) \quad (1.42)$$

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

**(ii) Le modèle Log-normal :** La distribution Log-normal est donnée comme suit [18]:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}sx} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - m)^2}{2s^2}\right) \quad (1.43)$$

où  $m$  est la moyenne de  $\ln(x)$  et  $s^2$  est la variance de  $\ln(x)$ .

Le moment d'ordre  $n$  caractérisant la puissance du clutter est donné par

$$E[x^n] = \exp\left(nm + \frac{n^2}{2} s^2\right) \quad (1.44)$$

**(iv) Le modèle Gamma :** Le modèle Gamma est donné par [19,20]:

$$p(x) = \frac{x^{b-1}}{b^b \Gamma(b)} \exp\left(-\frac{x}{b}\right) \quad (1.45)$$

où  $b$  est le paramètre de forme et  $b$  est le paramètre d'échelle.

Le  $n^{\text{ème}}$  moment de la distribution Gamma est donné par

$$E[x^n] = b^n \frac{\Gamma\left(b + \frac{n}{b}\right)}{\Gamma(b)} \quad (1.46)$$

**(v) Le modèle K:** Le clutter de mer est bien modélisé par la distribution K. En effet, l'amplitude du clutter suit la distribution Rayleigh appelée speckle dont la variance de celle-ci suit la loi de Gamma. L'amplitude du clutter,  $x$ , est équivalent au produit des deux variables aléatoires suivante [21-23]:

$$x = ys \quad (1.47)$$

où les deux composantes,  $s$  et  $y$ , représentent respectivement le speckle et le niveau moyen de la puissance du clutter appelé texture.

d'où, la fdp de l'amplitude du clutter peut être déterminé par

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(y) p(x/y) dy \quad (1.48)$$

Pour un clutter de distribution K, nous avons

$$\begin{cases} p(x/y) = \frac{px}{2y^2} \exp\left(-\frac{px^2}{4y^2}\right) & x \geq 0 \\ p(y) = \frac{2b^{2n} y^{2n-1}}{\Gamma(n)} \exp(-b^2 y^2), & y \geq 0 \end{cases} \quad (1.49)$$

A partir de (1.49), la distribution K peut être calculée comme

$$p(x) = \frac{4a}{\Gamma(n)} (ax)^n K_{n-1}(2ax), \quad x > 0 \quad (1.50)$$

Où,  $K_n(\cdot)$ , est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce,  $a = b\sqrt{p/4}$  est le paramètre d'échelle et  $n$  est le paramètre de forme.

Les moments d'ordre  $n$  sont donnés par

$$E(x^n) = \frac{1}{a^n} \frac{\Gamma(v + \frac{n}{2})}{\Gamma(v)} \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right) \quad (1.51)$$

En général, La valeur de  $n$  se situe entre 0 et 1 pour un clutter pointu et l'infini pour un clutter de distribution Rayleigh.

Le clutter peut être considéré comme homogène et non-homogène. La non homogénéité est causée essentiellement par l'effet de bord de clutter et/ou par la présence des cibles interférentes [48].

## **1. 6 CONCLUSION**

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar. Ce type de radar est basé sur la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions brèves et puissantes. A la réception, le signal superhétérodyne est traité de telle manière à ce que toute cible possédant une vitesse radiale non nulle exhibe un décalage de fréquence Doppler proportionnel à la vitesse de la cible par rapport au radar. Nous avons discuté le choix des principaux paramètres dans le cas d'un radar à impulsions qui sont des aspects importants influant directement sur les performances de celui-ci. Nous avons introduit l'échantillonnage en portée et les critères de décisions utilisés dans la détection radar sont encore discutés. Enfin, nous avons présenté les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling en tenant compte aussi la présentation des fdp les plus répandus pour la modélisation du clutter de mer ou du sol.

---

## Chapitre 2

### *Détection Adaptative CFAR*

---

#### **Résumé**

*Dans ce chapitre, nous décrivons en premier lieu un certain nombre d'architectures des récepteurs pour la détection binaire des signaux radar avec des paramètres inconnus noyés dans un bruit blanc gaussien. Ensuite, nous introduisons les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR telles que la constance du taux de fausse alarme et l'adaptabilité du seuil de détection. Enfin, nous présentons quelques topologies des systèmes distribués utilisés dans la détection radar avec un centre de fusion de données.*

#### **2. 1 Introduction**

#### **2. 2 Détection des signaux avec des paramètres inconnus**

#### **2. 3 Principe de la détection adaptative CFAR**

#### **2. 4 Les systèmes de détection distribuée**

#### **2. 5 Conclusion**

## 2. 1 INTRODUCTION

Dans le domaine de détection des signaux radar, l'objectif primordial est d'obtenir une structure optimale du récepteur basée sur quelques critères qui sont déterminés par l'application. Ces genres de détecteurs optimums nécessitent une description statistique spécifique et complète des signaux reçus et du bruit. Dans la pratique, cette information ne peut être disponible *a priori*, et les statistiques des données d'entrées peuvent varier avec le temps. Ces contraintes conduisent à la conception des récepteurs adaptés et robustes contre les changements aléatoires des signaux. Cependant, l'avènement des processus CFAR permet de remédier aux problèmes de régulation du taux de fausse alarme qui est le plus important dans la détection des cibles radar. De ce fait, l'algorithme CFAR traite directement selon une spécification statistique des signaux reçus les données numériques à la sortie du détecteur d'enveloppe ou quadratique afin d'établir en temps réel l'estimation du niveau du clutter et la formulation ainsi du seuil de détection [45].

Récemment, l'avènement des systèmes de surveillances en tenant compte des senseurs multiples avec un centre de fusion de données a été largement considérée. Pour une large surface de couverture et/ou un nombre important de cibles à détectées, un certain nombre de récepteurs qui sont espacés géographiquement doivent être employés pour la surveillance du même espace. En plus, en raison des contraintes sur la bande passante du canal de communication, le traitement distribué des observations complètes (provenant à partir des senseurs) avec un centre de fusion de données est requis [13,14].

## 2. 2 DETECTION DES SIGNAUX AVEC DES PARAMETRES INCONNUS

Dans cette section, nous examinons la détection binaire des signaux dans un bruit blanc gaussien de valeur moyenne nulle et avec une densité spectrale,  $N_0/2$ . Toutefois, l'onde reçue n'est pas complètement connue *a priori* et le signal réfléchi sous les deux hypothèses  $H_1$  et  $H_0$  peut être donné par [43]

$$H_1 : Y(t) = s_1(t, q_1) + W(t), \quad 0 \leq t \leq T \quad (2.1)$$

$$H_0 : Y(t) = s_0(t, q_0) + W(t), \quad 0 \leq t \leq T \quad (2.2)$$

Où  $q_j, j = 0, 1$  constitue le vecteur de paramètres aléatoires avec des fdp connues *a priori*.

Le rapport de vraisemblance résultant est de la forme [43]

$$\begin{aligned} \Lambda[Y(t)] &= \frac{f_{Y/H_1}(y/H_1)}{f_{Y/H_0}(y/H_0)} \\ &= \frac{\int_{c_{q_1}} f_{\Theta_1|H_1}(q_1|H_1) \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^t [y(t) - s_1(t, q_1)]^2 dt\right\} dq_1}{\int_{c_{q_0}} f_{\Theta_0|H_0}(q_0|H_0) \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^t [y(t) - s_0(t, q_0)]^2 dt\right\} dq_0} \end{aligned} \quad (2.3)$$

où  $c_{q_j}$ ,  $j=0,1$  désigne l'espace du paramètre  $q_j$ .

**(a) Signaux avec phase aléatoire :** On suppose que l'incertitude dans le signal reçu est dû à la phase aléatoire. Les hypothèses données dans (2.1) et (2.2) peuvent être caractérisées par

$$H_1 : Y(t) = A \cos(w_i t + \Phi) + W(t), \quad 0 \leq t \leq t \quad (2.4)$$

$$H_0 : Y(t) = W(t), \quad 0 \leq t \leq t \quad (2.5)$$

où l'amplitude  $A$  et la fréquence  $w_i = 2\pi f_i$  sont supposées connues et la phase,  $\Phi$ , est une variable aléatoire ayant la distribution uniforme suivante

$$f_\Phi(j) = \begin{cases} \frac{1}{2p}, & -p \leq j \leq p \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.6)$$

Le but est de concevoir un récepteur optimum qui fait le choix entre les deux signaux  $s_1(t)$  où  $s_0(t) = 0$ . L'équation (2.3) devient

$$\begin{aligned} \Lambda[y(t)] &= \int_{-p}^p f_\Phi(j) dj \exp \left[ \frac{2}{N_0} \int_0^t y(t) s_1(t, j) dt - \frac{1}{N_0} \int_0^t s_1^2(t, j) dt \right] \\ &= \exp \left( -\frac{A^2 t}{2N_0} \right) I_0 \left( \frac{2A}{N_0} \sqrt{y_c^2 + y_s^2} \right) \end{aligned} \quad (2.7)$$

avec

$$y_c = \int_0^t y(t) \cos(w_i t) dt \quad (2.8)$$

et

$$y_s = \int_0^t y(t) \sin(w_i t) dt \quad (2.9)$$

où  $I_0(\cdot)$  est la fonction de Bessel modifiée. Le test du rapport de vraisemblance est alors

$$\Lambda[y(t)] = \exp \left( -\frac{A^2 t}{2N_0} \right) I_0 \left( \frac{2A}{N_0} \sqrt{y_c^2 + y_s^2} \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} h \quad (2.10)$$

Prenant le logarithme des deux côtés, (2.10) devient

$$T_1(y) = \ln I_0 \left( \frac{2A}{N_0} \sqrt{y_c^2 + y_s^2} \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \ln h + \frac{A^2 t}{2N_0} = g_1 \quad (2.11)$$

$I_0(\cdot)$  est une fonction croissante par rapport à  $x$ . La décision est prise sur  $x$  ou  $x^2$ . La statistique suffisante équivalente est

$$T_2(y) = \begin{cases} (y_c^2 + y_s^2) > \\ < \end{cases} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} g_2 \quad (2.12)$$

Le récepteur optimum calcul seulement la statistique suffisante  $T_1(y)$ . Cette réalisation est alors montée dans la Figure 2.1.

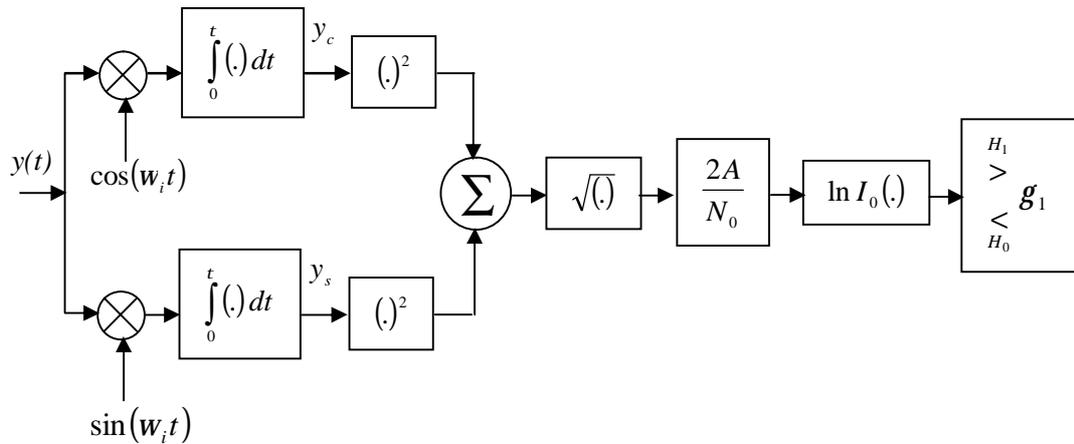


Fig. 2. 1: Récepteur optimal pour un signal avec une phase aléatoire

**(b) Signaux avec phase et amplitude aléatoires :** Dans plusieurs applications, l'amplitude et la phase du signal reçu peuvent être des variables aléatoires supposées fixes durant l'intervalle d'observation  $[0, t]$ . La règle de décision dans ce cas est

$$\Lambda[Y(t)] = \frac{\int_{x_{q_1}} f_{Y|\Theta_1, H_1}(y|q_1, H_1) f_{\Theta_1|H_1}(q_1|H_1) dq_1}{f_{Y/H_0}(y/H_0)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} h \quad (2.13)$$

où le vecteur  $q_1$  représente les paramètres inconnus  $a$  et  $j$ . Si les variables aléatoires  $A$  et  $\Phi$  sont indépendantes de distribution Rayleigh et de distribution uniforme sur l'intervalle  $[0, 2\pi]$  respectivement, le rapport de vraisemblance devient

$$\Lambda(y) = \int_A \Lambda(y|a) f_A(a) da \quad (2.14)$$

Utilisant le résultat obtenu précédemment ( $W(t)$  est un bruit blanc gaussien), le rapport de vraisemblance conditionnel est

$$\Lambda(y|a) = \exp\left(-\frac{a^2 T}{2N_0}\right) I_0\left(\frac{2a}{N_0} \sqrt{y_c^2 + y_s^2}\right) \quad (2.15)$$

La fdp de  $A$  est

$$f_A(a) = \begin{cases} \frac{a}{s_a^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2s_a^2}\right) & a \geq 0 \\ 0 & , \text{ ailleurs} \end{cases} \quad (2.16)$$

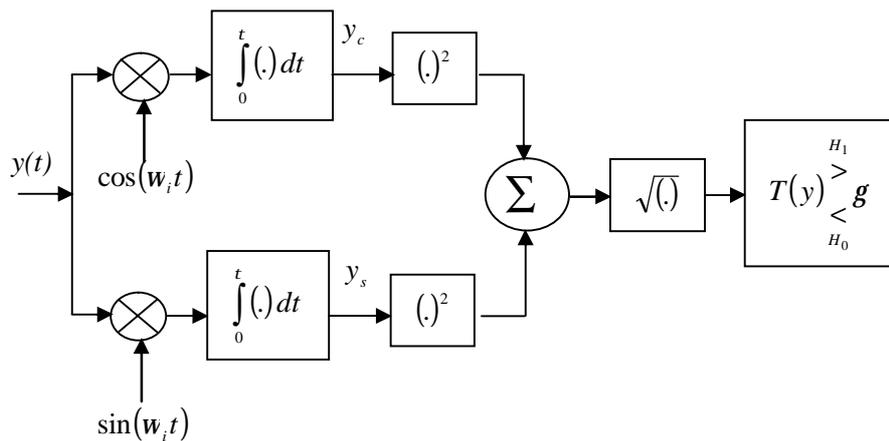
le test du rapport de vraisemblance devient

$$\begin{aligned} \Lambda(y) &= \int_0^\infty \frac{a}{s_a^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2} \left(\frac{t}{N_0} + \frac{1}{s_a^2}\right)\right) I_0\left(\frac{2a}{N_0} \sqrt{y_c^2 + y_s^2}\right) da \\ &= \frac{N_0}{N_0 + t s_a^2} \exp\left[\frac{2s_a^2}{N_0(N_0 + t s_a^2)} (y_c^2 + y_s^2)\right] \end{aligned} \quad (2.17)$$

prenant le logarithme des deux côtés de (2.17) , la règle de décision est

$$T(y) = \sqrt{y_c^2 + y_s^2} \begin{cases} > \frac{H_1}{H_0} \\ < \frac{H_0}{H_1} \end{cases} \left\{ \frac{N_0 + (N_0 + t s_a^2)}{2s_a^2} \ln \left[ \frac{h(N_0 + t s_a^2)}{N_0} \right] \right\}^{\frac{1}{2}} = g \quad (2.18)$$

d'où, le récepteur optimum dans ce cas est montré dans la Figure 2.2.



**Fig. 2. 2:** Récepteur optimal pour des signaux avec une phase et amplitude aléatoires.

**(c) Signaux avec fréquence et phase aléatoires :** C'est le cas pour les applications radar où la fréquence de l'écho du signal provenant à partir des cibles mobiles est différente par rapport à la fréquence d'émission par un décalage de fréquence Doppler  $F_d$ . La fréquence est une variable

aléatoire uniformément distribuée sur l'intervalle  $[w_l, w_h]$  avec une fdp  $f_w(w)$ . Utilisant l'approche précédente, la fonction de vraisemblance moyenne est

$$\Lambda(y) = \int_{w_l}^{w_h} \Lambda(y|w) f_w(w) dw \quad (2.19)$$

avec

$$\Lambda(y|w) = \exp\left(-\frac{A^2 T}{2N_0}\right) I_0\left(\frac{2A}{N_0} \sqrt{y_c^2 + y_s^2}\right) \quad (2.20)$$

Pour résoudre l'intégral de (2.19), la fdp de  $W$  est approximée par la fdp discrète suivante

$$f_w(w) \approx \sum_{k=1}^K f_w(w_k) \Delta w \quad (2.21)$$

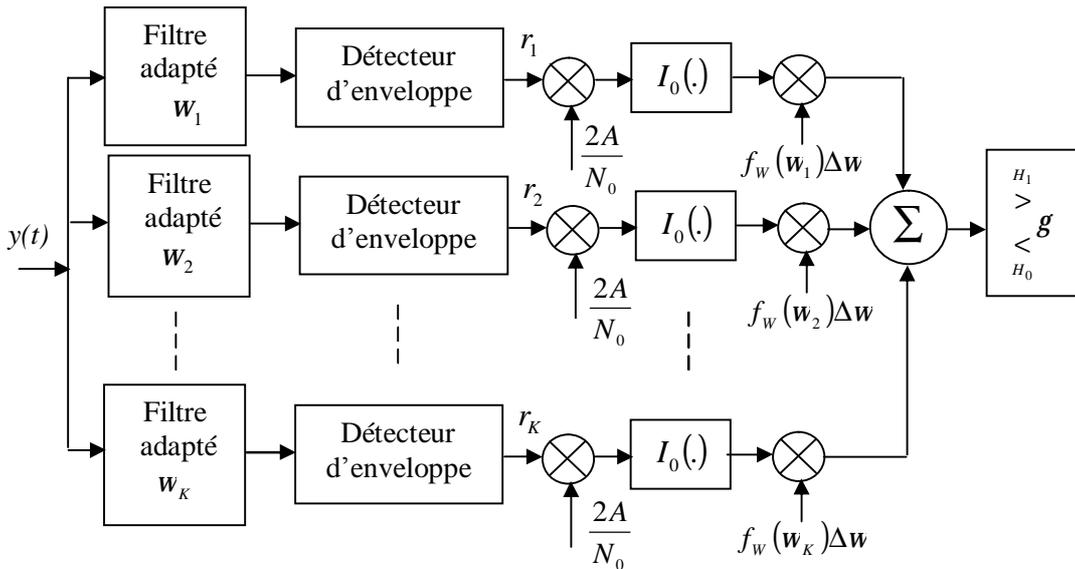
avec

$$w_k = w_l + k\Delta w, \quad k = 1, 2, \dots, \frac{w_h - w_l}{\Delta w} \quad (2.22)$$

d'où la fonction de vraisemblance devient

$$\Lambda(y) = \sum_{k=1}^K \Lambda(y|w_k) f_w(w_k) \Delta w \quad (2.23)$$

Le récepteur optimum peut être réalisé comme montré dans la Figure 2.3 avec  $r_k = \sqrt{y_{ck}^2 + y_{sk}^2}$



**Fig. 2. 3:** Récepteur optimal pour des signaux avec phase et fréquence aléatoires.

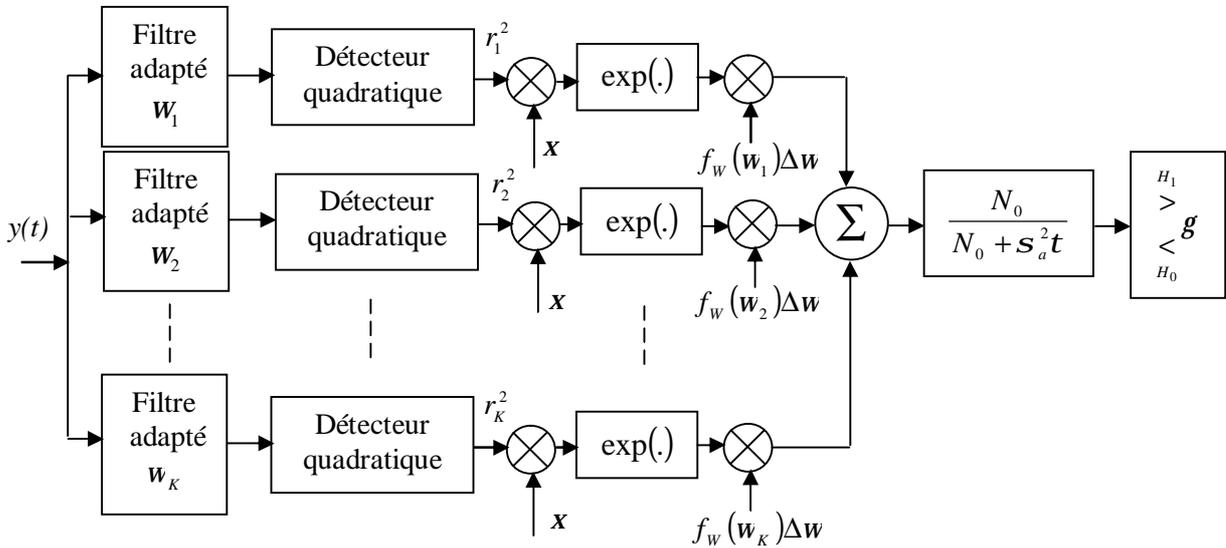
(iv) **Signaux avec fréquence, phase et amplitude aléatoires** : L'amplitude du signal reçue est de distribution Rayleigh. Le rapport de vraisemblance conditionnel est alors

$$\Lambda(y|w) = \frac{N_0}{N_0 + s_a^2 t} \exp\left[-\frac{2s_a^2}{N_0(N_0 + s_a^2 t)} r^2\right] \quad (2.24)$$

Utilisant l'approximation discrète, le rapport de vraisemblance devient

$$\Lambda(y) = \int \Lambda(y|w) f_w(w) dw \approx \frac{N_0}{N_0 + s_a^2 t} \sum_{k=1}^K f_w(w_k) \Delta w \exp\left[-\frac{2s_a^2}{N_0(N_0 + s_a^2 t)} r_k^2\right] \quad (2.25)$$

Le récepteur optimum est montré dans la Figure 2.4.



**Fig. 2. 4:** Récepteur optimal pour des signaux avec phase, fréquence et amplitude (Rayleigh,  $x = \frac{2s_a^2}{N_0(N_0 + s_a^2 t)}$ ) aléatoires.

### 2. 3 PRINCIPE DE LA DÉTECTION ADAPTATIVE CFAR

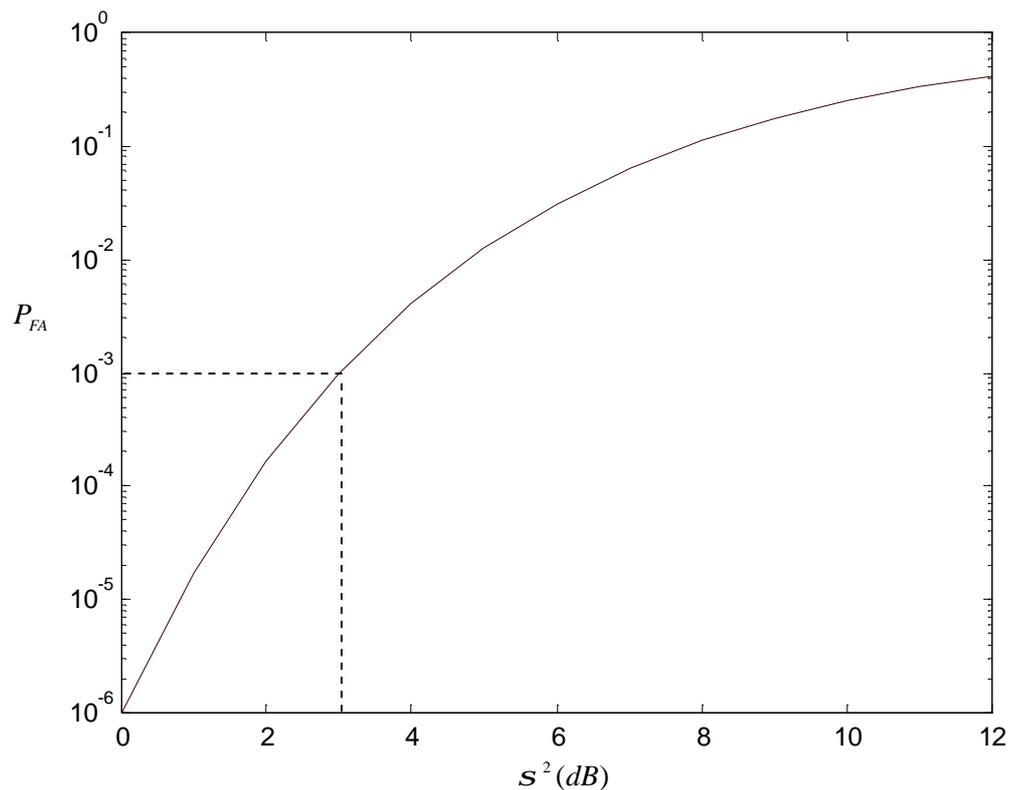
Dans les systèmes de détection du signal radar, le problème est celui de la détection automatique d'une cible noyée dans un bruit thermique et le clutter. Comme l'environnement dans lequel le radar fonctionne dépend des facteurs tels que les conditions atmosphériques et la l'environnement physique d'opération, le signal reçu devient statistiquement non stationnaire avec une variance inconnue à l'entrée du récepteur. Par ailleurs, l'idée de détection classique utilisant un seuil fixe est extrêmement sensible aux changements de la variance totale du bruit. En effet, une petite augmentation de la puissance du bruit provoque un accroissement considérable dans la la probabilité de fausse alarme,  $P_{FA}$ . Selon le problème de détection mono impulsion comme illustré par la statistique suffisante donnée par (2.12), la  $P_{FA}$  peut être calculer comme suit [43]

$$P_{FA} = \exp\left(-\frac{g^2}{2s^2}\right) \quad (2.26)$$

où  $g$  est le niveau du seuil et  $s^2$  représente la variance du bruit. Prenant  $a_0$  comme la  $P_{FA}$  désirée basée sur une variance connue  $s_d^2$ . Pour un seuil de détection invariant, la  $P_{FA}$  en fonction de la variance du bruit et  $a_0$  est obtenue par

$$P_{FA}(s^2) = (a_0)^{s_d^2/s^2} \quad (2.27)$$

Pour  $a_0 = 10^{-6}$ , une augmentation seulement de 3dB dans la puissance du bruit comme illustré dans la Figure 2.5 provoque un changement de la  $P_{FA}$  de l'ordre de  $10^3$  qui est intolérable pour le traitement de données soit par le calculateur ou par les opérateurs. Cette remarque est à la base des méthodes adaptatives pour analyser et perfectionner la détection radar. Pour contourner les limitations du seuil fixe, l'idée est de prendre un seuil de détection adaptatif (i.e., proportionnellement variant avec la puissance du bruit).



**Fig. 2. 5:** L'effet du changement de la puissance du bruit sur la  $P_{FA}$  pour un seuil de détection fixe avec  $a_0 = 10^{-6}$  et  $s_d^2 = 1$

Pour cela, les techniques de seuillage adaptatif sont indispensables pour maintenir un taux de fausse alarme constant (CFAR : Constant False Alarm Rate). Le récepteur est donc conçu pour établir la procédure CFAR en tenant compte la maximisation de la  $P_D$  des cibles. D'où, dans le but

de la régulation du  $P_{FA}$ , Finn et Johnson [3] ont proposé l'utilisation des cellules de référence du canal pour l'estimation en temps réel du niveau du clutter afin d'entretenir une adaptation du seuil de décision. Le radar utilise les cellules de portée entourées de la cellule sous test (*CUT* : Cell Under Test) comme cellules de référence. Ces observations (sorties de cellules de référence) sont obtenues par le processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler) comme montré dans la Figure 2.6. La bande passante pour chaque filtre Doppler est égale à  $1/t$ . La sortie du détecteur d'enveloppe est échantillonnée pour chaque  $t$  seconde, ce qui correspond à un intervalle de portée (distance de résolution) de  $ct/2$ . Donc, chaque échantillon peut être considéré comme une sortie de cellule de résolution portée/Doppler avec les dimensions,  $t$  en temps et  $1/t$  en fréquence [43]. Ainsi, nous pouvons obtenir une matrice de cellules de résolution en portée et en fréquence comme illustré dans la Figure 2.7. Le détecteur CFAR est schématisé seulement par les cellules de portée avec une fréquence Doppler spécifique comme montré dans la Figure 2.8. Pour qu'une partie du signal réfléchi à partir de la cible rentre dans les cellules de portée adjacentes et qui peuvent causer la non homogénéité du clutter (i.e., affectent l'estimation de la puissance du clutter), les sorties des cellules adjacentes appelées cellules de garde doivent complètement éliminer. Chaque cellule de résolution est testée séparément de manière à obtenir une décision pour toute la portée du radar. Nous supposons que la *CUT* se situe dans le centre des cellules de référence où une cible est déclarée présente si son contenu est supérieur à un seuil adaptatif,  $T$ . Pour ce faire, la valeur du seuil est déterminée en fonction du test statistique,  $Q$ , qui représente l'estimation de la puissance du clutter calculée à l'aide des échantillons,  $x_1, x_2, \dots, x_N$  de la fenêtre de référence et un facteur multiplicatif,  $\alpha$ , utilisé pour l'ajustement de la  $P_{FA}$  suivant le type d'environnement à une valeur désirée (généralement  $P_{FA} \leq 10^{-3}$ ). La diversité des algorithmes CFAR réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter (i.e.,  $Q = f(x_1, x_2, \dots, x_N)$ ) ainsi que la formulation du seuil (i.e.,  $T = g(\alpha, Q)$ ).

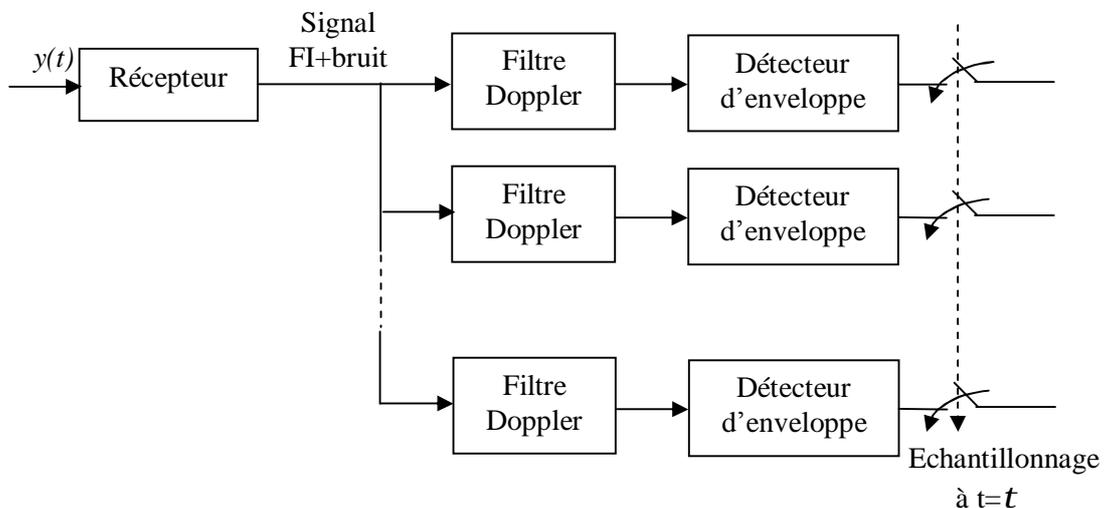


Fig. 2. 6: Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler)

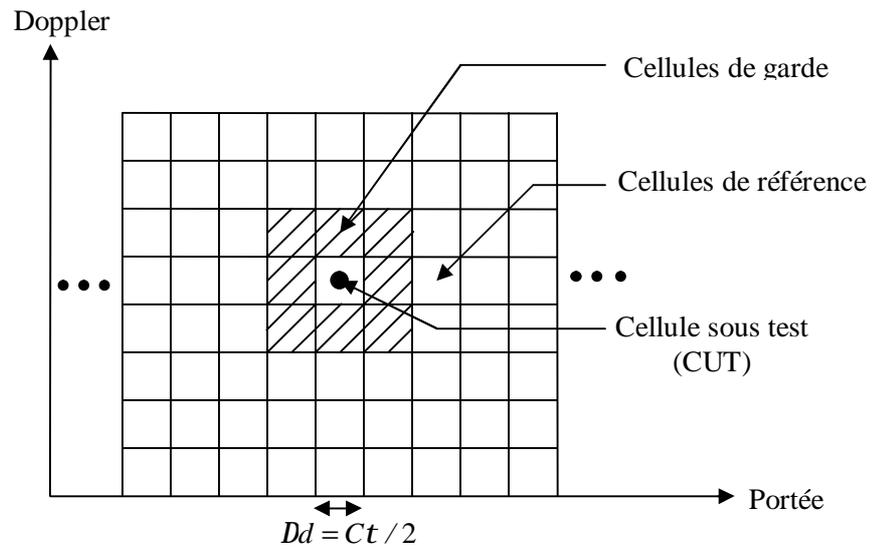


Fig. 2. 7: Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions

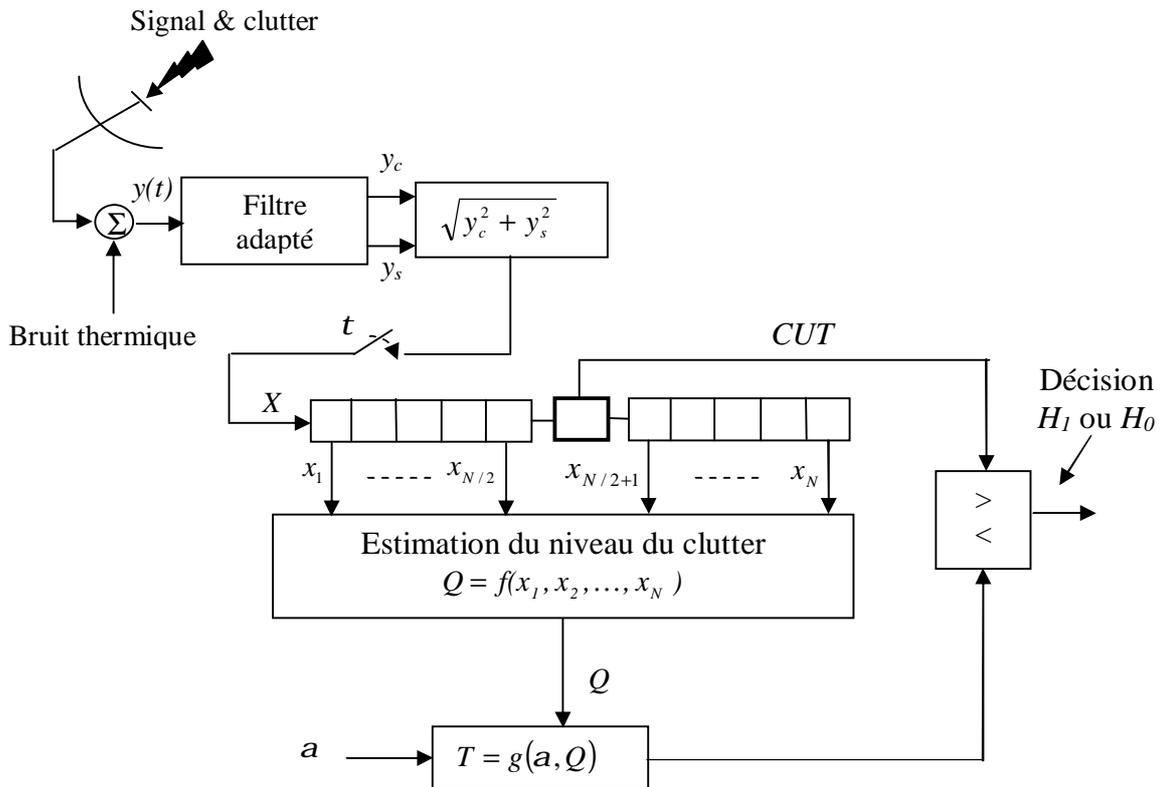


Fig. 2. 8: Architecture générale de la détection adaptative CFAR

## 2. 4 LES SYSTÈMES DE LA DETECTION DISTRIBUÉE

Récemment, les systèmes de détection distribuée basés sur plusieurs senseurs avec une fusion de données ont été largement utilisés. Ceci est dû aux nombreux avantages par rapport aux détecteurs centralisés tels que la rapidité, la fiabilité et la capacité de couvrir une grande surface de surveillance, ..., etc. Dans ces systèmes comme montrés dans la Figure 2.9, les radars sont espacés géographiquement et fonctionnent de manière à ce que la détection se fait dans le même espace de surveillance. Les observations captées auprès de chaque senseur sont envoyées afin de faire leurs traitements au niveau du centre de fusion de données. Selon un critère de performance, les décisions partielles des détecteurs sont réunies et combinées suivant une règle de fusion optimale pour prendre la décision globale [13-17].

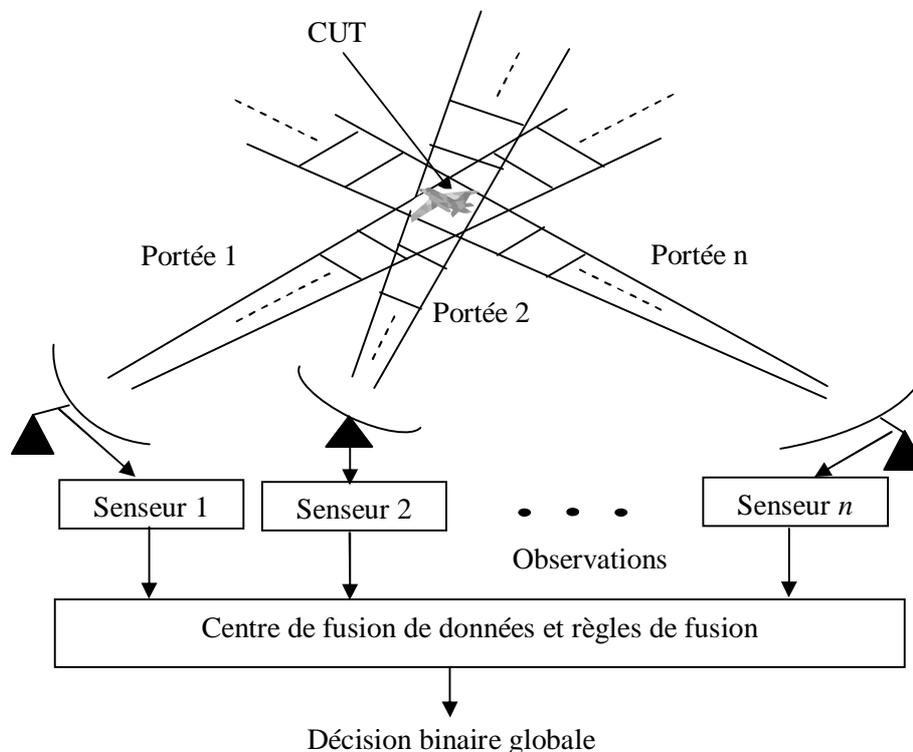


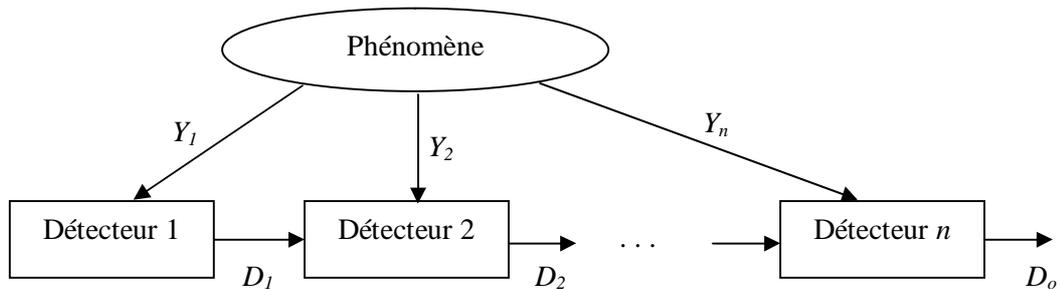
Fig. 2. 9: Système de détection radar distribuée

### 2. 4. 1 Différentes topologies de systèmes distribués

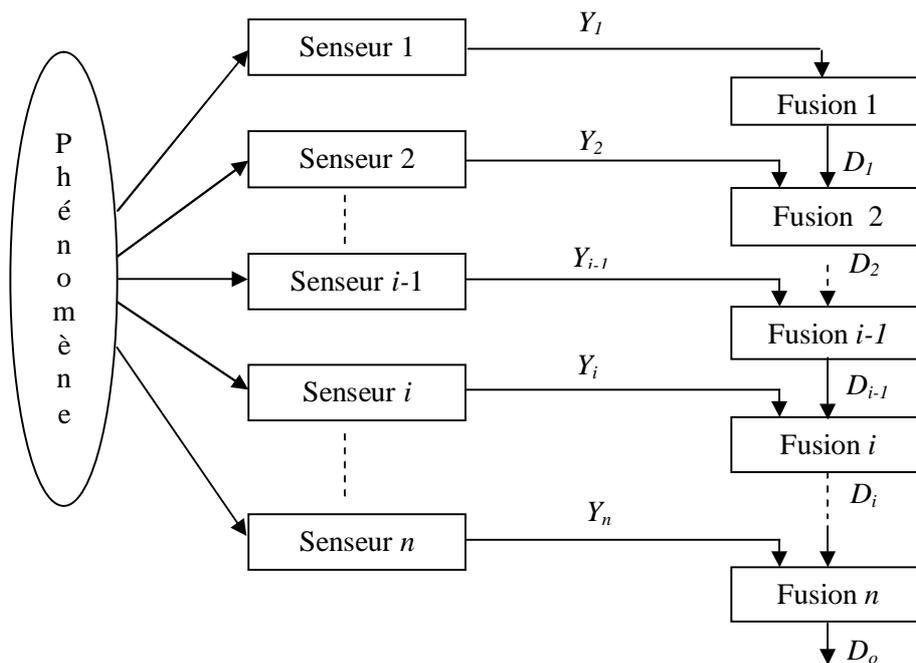
Deux types de topologies pour les systèmes de détection CFAR distribués sont considérés: la topologie série et la topologie parallèle. La configuration série est illustrée par la Figure 2.10 où nous avons représenté une variante sans centre de fusion de données. Dans ce cas, le premier détecteur transmet sa décision locale,  $D_1$ , au deuxième détecteur lequel effectue à son tour une décision,  $D_2$ , basée d'une part sur sa propre observation et d'autre part, sur la décision locale du premier détecteur et ainsi de suite. La décision,  $D_n$ , du dernier détecteur est considérée comme étant la décision définitive du réseau. Dans la Figure 2.11, nous présentons une autre variante des systèmes distribués à réseaux série avec un centre de fusion de donnée.

Dans ce modèle, le  $(i-1)^{ème}$  centre de fusion transmet sa décision au  $i^{ème}$  centre de fusion lequel utilise conjointement avec l'observation de  $i^{ème}$  senseur pour élaborer une décision. Le dernier centre de fusion fournit la décision finale. En général, les réseaux de détection distribuée série sont peut utilisés à cause de leur sensibilité aux défauts de liaisons.

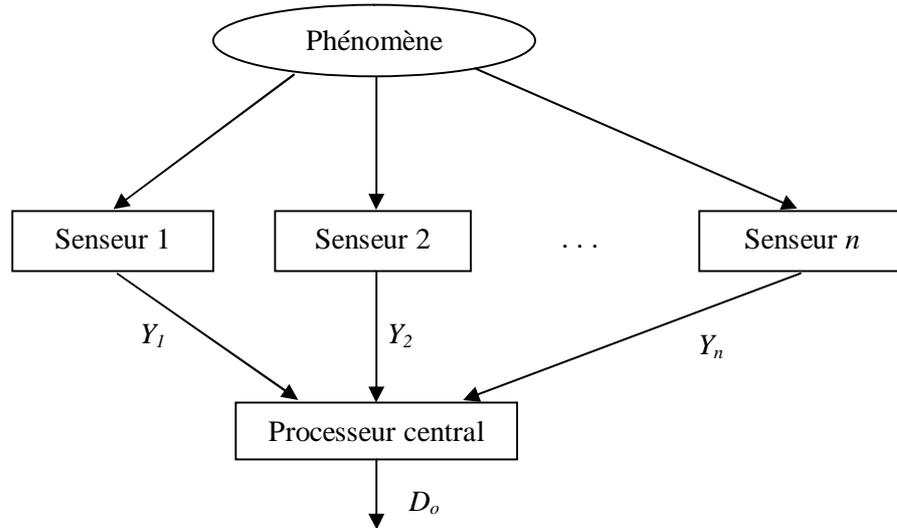
La deuxième topologie est la plus populaire dans beaucoup d'applications pour des avantages qu'elle offre tels que le coût et la fiabilité. Il existe deux types de structure parallèle: système de senseurs distribués avec traitement centralisé comme indiqué dans la Figure 2.12 et système de détection distribuée avec centre de fusion de données comme montré dans la Figure 2.13. Dans le premier cas, les observations,  $Y_i, i=1, \dots, n$ , sont transmises directement au centre principal sans aucun traitement au niveau des détecteurs. Cette transmission nécessite des canaux à large bande passante de communication. Dans le deuxième cas, la grande partie du traitement est effectuée au niveau des détecteurs et leurs résultats sont acheminés vers le centre de fusion de données où le reste du traitement est effectué pour obtenir la décision finale.



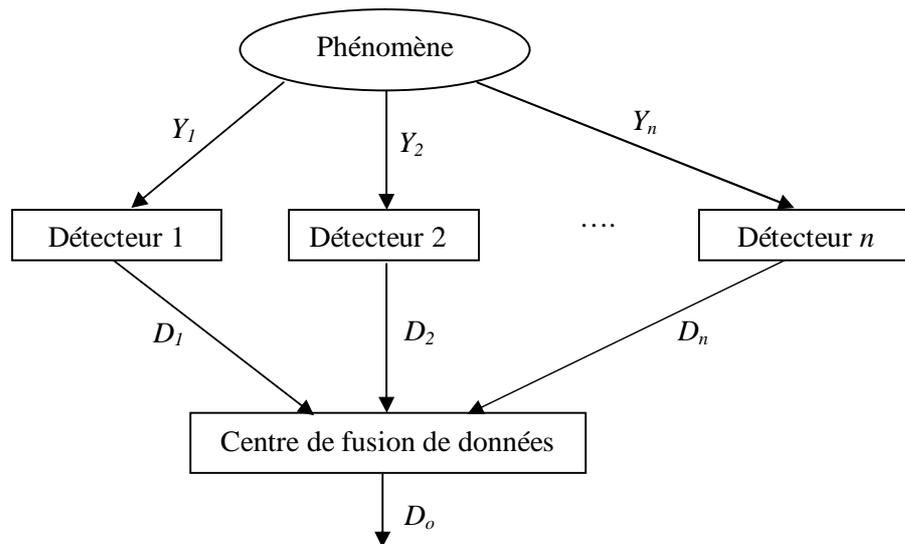
**Fig. 2. 10:** Structure série du système de senseurs distribués sans centre de fusion de données.



**Fig. 2. 11:** Structure série du système de senseurs distribués avec centre de fusion de données



**Fig. 2. 12:** Structure *parallèle* du système de senseurs distribués avec traitement central.



**Fig. 2. 13:** Structure *parallèle* du système de senseurs distribués avec centre de fusion.

#### 2. 4. 2 Analyse des systèmes distribués

Dans le système considéré dans la Figure 2.13 où la structure de base est composée d'un ensemble de détecteurs périphériques et d'un centre de fusion de données. Chaque senseur effectue une décision locale, basée sur ses propres observations et la transmet au centre de fusion de données où une décision globale est maintenue. Nous admettons que  $P_{FA}$ ,  $P_M$  et  $P_D$  pour chaque détecteur sont notées par:  $P_{FAi}$ ,  $P_{Mi}$  et  $P_{Di}$ , pour  $i=1,2,\dots, n$ . Le centre de fusion reçoit un vecteur  $D$  d'éléments  $D_i$  d'où

$$D_i = \begin{cases} 0 & \text{si le détecteur } i \text{ décide } H_0 \\ 1 & \text{si le détecteur } i \text{ décide } H_1 \end{cases} \quad (2.28)$$

Pour exprimer la  $P_{FA}$  globale,  $P_{FAi}$ , la  $P_M$  globale,  $P_{Mi}$ , et la  $P_D$  globale,  $P_{Di}$  en fonction de  $P_{Di}$  et  $P_{FAi}$  pour  $i=1,2,\dots, n$  on défini les quantités suivantes [13]:

$$M_D = \prod_{S_0} P_{Mj} \prod_{S_1} (1 - P_{Mk}) = P(D / H_1) \quad (2.29)$$

$$F_D = \prod_{S_0} (1 - P_{FAj}) \prod_{S_1} P_{FAk} = P(D / H_0) \quad (2.30)$$

$$P_{KD} = P_r(D_o = K/D) \quad K=0,1 \quad (2.31)$$

où

$D_o$  : est la décision globale au niveau du centre de fusion de données.

$S_0$ : les éléments nulles du vecteur  $D$ ,  $D_j=0$ ,  $j \neq 0$

$S_1$ : les éléments non nulles du vecteurs  $D$ ,  $D_k=1$ ,  $k \neq 0$

Alors, les expressions de  $P_{M_i}$ ,  $P_{FAi}$  et  $P_{Di}$  sont exprimées par:

$$P_{Mi} = \sum_D P_{0D} M_D \quad (2.32)$$

$$P_{FAi} = \sum_D P_{1D} F_D \quad (2.33)$$

$$P_{Di} = 1 - P_{Mi} \quad (2.34)$$

où  $\sum_D$  = somme sur toutes les valeurs possibles de  $D$ . Les probabilités de transition,  $P_{0D}$  et  $P_{1D}$  sont

calculées suivant une règle de fusion donnée. On sait que  $D$  contient  $2^n$  combinaisons possibles, il y a  $2^n$  possibilités de  $P_{0D}$  et  $P_{1D}$ . Le but est de maximiser  $P_{Di}$  tout en maintenant  $P_{FAi}$  constante.

Pour cela, on utilise la fonction objective suivante [13].

$$J = (T_1, T_2, \dots, T_n) = P_{Mi}((S_1, T_1), (S_2, T_2), \dots, (S_n, T_n)) + e [P_{FAi}(T_1, T_2, \dots, T_n) - a_0] \quad (2.35)$$

où  $T_i$ ,  $i=1, \dots, n$  sont des coefficients des seuils de détection pour chaque senseur,  $e$  est le multiplicateur de Lagrange, et  $a_0$  est la valeur désirée du  $P_{FAi}$ .

Pour maximiser  $P_{Di}$ , les dérivés partielles de la fonction objective,  $J$ , par rapport aux  $T_i$ ,  $i=1, \dots, n$ , doivent être nulles.

$$\frac{\partial J((S_1, T_1), (S_2, T_2), \dots, (S_n, T_n))}{\partial T_m} = 0 \quad m=1, \dots, n \quad (2.36)$$

Comme on a  $(n+1)$  variables  $(T_1, T_2, \dots, T_n, e)$  on ajoute à la  $(n+1)^{ème}$  équations, l'équation  $P_{FAi} = a_0$ .

Dans cette étude, on va considérer les règles de fusion extrêmes "AND" et "OR".

**(a) Règle de fusion "AND"** : La décision globale au niveau du centre de fusion est égale à 1 si toutes les décisions sont à 1 sinon c'est le contraire.

$$D_0 = D_1 \text{ "AND" } D_2 \text{ "AND" } D_3, \dots, \text{ "AND" } D_n \quad (2.37)$$

Les probabilités de transition deviennent:

$$P_{0D} = \begin{cases} 0 & \text{si } D = (1, 1, 1, \dots, 1)^T \\ 1 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.38)$$

et

$$P_{1D} = \begin{cases} 1 & \text{si } D = (1, 1, 1, \dots, 1)^T \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.39)$$

substituant (2.38), (2.39) et (2.34) dans (2.32) et (2.33), nous obtenons pour le cas de  $n$  détecteurs

$P_{FAi}$  et  $P_{Di}$  peuvent écrire comme :

$$P_{Di} = \prod_{i=1}^n P_{Di} \quad (2.40)$$

et

$$P_{FAi} = \prod_{i=1}^n P_{FAi} \quad (2.41)$$

D'où, la fonction objective devient :

$$J = \prod_{i=1}^n P_{Mi} + e \left[ \prod_{i=1}^n P_{FAi} - a_0 \right] \quad (2.42)$$

**(ii) Règle de fusion "OR":** De la même façon,  $D_0$  est égale à 0 si toutes les décisions sont à 0.

$$D_0 = D_1 \text{ "OR" } D_2, \dots, \text{ "OR" } D_n. \quad (2.43)$$

Les probabilités de transition deviennent:

$$P_{0D} = \begin{cases} 1 & \text{si } D = (0,0,0,\dots,0)^T \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.44)$$

et

$$P_{1D} = \begin{cases} 0 & \text{si } D = (1,1,1,\dots,1)^T \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.45)$$

En remplaçant (2.44) et (2.45) dans (2.32) et (2.33), nous obtenons:

$$P_M = \prod_{i=1}^n P_{Mi} \quad (2.46)$$

donc

$$P_{Di} = 1 - P_{Mi} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{Di}) \quad (2.47)$$

et

$$P_{FA_t} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{FA_i}) \quad (2.48)$$

## 2. 5 CONCLUSION

La détection adaptative CFAR constitue l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes. Nous avons présenté les divers récepteurs optimums afin d'obtenir la détection d'enveloppe et quadratique qui font partie des prétraitements du signal radar reçu. En se basant sur les échantillons observés, nous avons expliquée le rôle et l'aspect du mécanisme de fonctionnement d'un détecteur CFAR pour la détection adaptative des cibles. Les systèmes de détection conçus par des senseurs multiples avec un centre de fusion de données ont montré des avantages précieux par rapport aux détecteurs centralisés tels que la fiabilité, la possibilité de couverture d'une large zone de surveillance, amélioration des performances, ..., etc.

# Réseaux de Neurones Flous et Algorithmes Génétiques

---

### Résumé

*Dans ce chapitre, nous rappelons brièvement le fonctionnement des réseaux de neurones artificiels et les systèmes flous. Ensuite, nous considérons la structure et l'implémentation des systèmes flous utilisant les réseaux de neurones multicouches. Les équations décrivant le réseau de neurones flous sont ainsi données pour l'entraînement du réseau. Enfin, nous présentons une description des diverses opérations génétiques posées par la mise en œuvre des algorithmes génétiques pour la résolution des problèmes d'optimisation.*

#### 3. 1 Introduction

#### 3. 2 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

#### 3. 3 La logique floue

#### 3. 4 Réseaux de neurones flous (FNN)

#### 3. 5 Algorithmes génétiques (AGs)

#### 3. 6 Conclusion

### 3. 1 INTRODUCTION

Sous le terme des réseaux de neurones, on regroupe aujourd'hui un certain nombre de modèles dont l'intention est de réaliser quelques fonctionnalités du cerveau humain, en reproduisant certaines de ces structures de base. En 1982, Hopfield [26] détaille dans un article, le bon usage du réseau de neurones formel, en s'appuyant sur l'organisation en couche et la simulation numérique sur ordinateur. L'approche traditionnelle pour la conception du système flou est basée sur les connaissances acquises par les opérateurs experts, bien que cette approche ait prouvée son efficacité dans plusieurs applications. De plus, il arrive parfois que le domaine d'expertise ne soit pas disponible. Pour ces raisons, plusieurs chercheurs se sont intéressés à l'élaboration des méthodes optimales et systématiques pour la conception des systèmes flous.

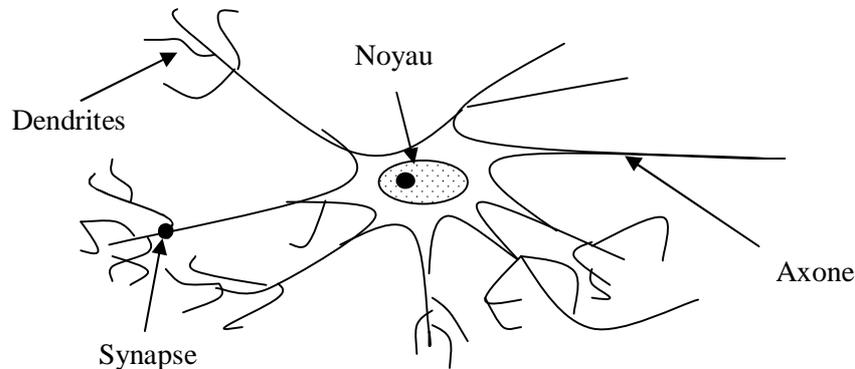
L'approche des réseaux de neurones flous consiste à combiner la théorie des réseaux de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Network) et les systèmes flous [28]. Pour implanter le mécanisme d'inférence flou dans le réseau, la composition de plusieurs couches contenant des neurones est réalisée à l'aide des opérations floues de base telles que la fuzzification, l'opération 'AND', l'opération 'OR' et la défuzzification [29,30]. Les AGs satisfont à des méthodes d'optimisation nouvelles, leur processus permet d'atteindre en théorie une solution optimale en se basant sur le principe de l'évolution humaine. Les AGs sont alors des outils d'optimisation performants qui permettent de réaliser une exploration globale de l'espace de recherche. Contrairement aux méthodes déterministes classiques, ils ne nécessitent aucun calcul de dérivées et peuvent être appliquées aussi bien à des fonctions continues d'une seule variable, qu'à des fonctions discontinues dépendant d'un grand nombre de paramètres [31,32].

### 3. 2 RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (ANN)

Le cerveau humain est le meilleur modèle de machine polyvalente incroyablement rapide et surtout douée d'une parfaite capacité d'auto organisation. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Il est constitué d'unités biologiques élémentaires (environ  $10^{12}$  neurones), chacune reçoit et envoie des informations (1000 à 1000 synapses par neurone). Les cellules nerveuses appelées "neurones" qui sont des éléments de base du système nerveux central. Elles sont constituées de trois parties essentielles, le corps cellulaire, les dendrites et l'axone comme indiqué dans la Figure 3.1.

Le corps cellulaire contient le noyau de neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et d'autres molécules qui assurent la vie du neurone. Chaque neurone possède des dendrites, qui entourent le corps cellulaire. Les dendrites sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent. L'axone qui est à proprement parler la fibre nerveuse, sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. Les connexions entre deux neurones se font en endroits appelés synapse où ils sont

séparés par un petit espace synaptique de l'ordre du dizaine d'angstrœms ( $10^{-9} m$ ) entre l'axone du neurone afférent et les dendrite du prochain neurone.



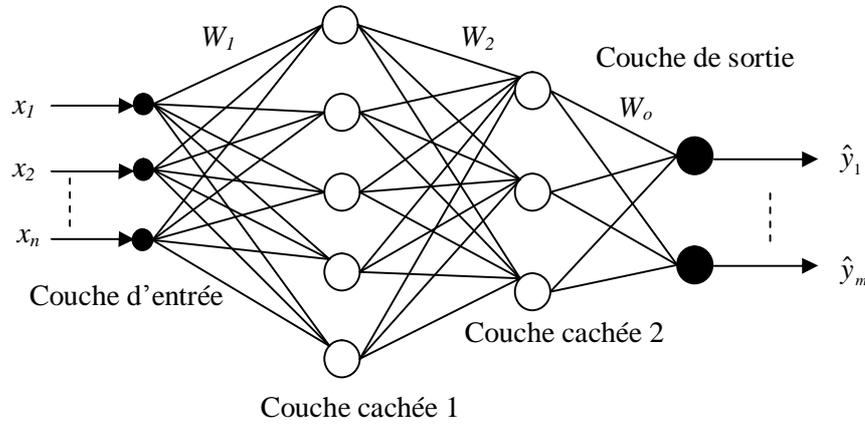
**Fig. 3. 1:** Structure d'un neurone biologique

Un ANN traite l'information qu'il reçoit d'une manière analogue aux neurones du cerveau. Il est constitué de plusieurs éléments processeurs dits neurones artificiels reliés les uns aux autres par un réseau complexe. La sortie de chaque neurone peut être reliée en entrée à plusieurs autres neurones. Chaque neurone effectue une somme pondérée des signaux d'entrée modulés par une fonction dite activation (une fonction non linéaire) et génère une sortie qui sera appliqué aux autres neurones via des connexions pondérées. Avec cette simple structure et en choisissant un nombre approprié de neurones, ces réseaux sont capables d'approximer n'importe quelle fonction continue avec une certaine précision.

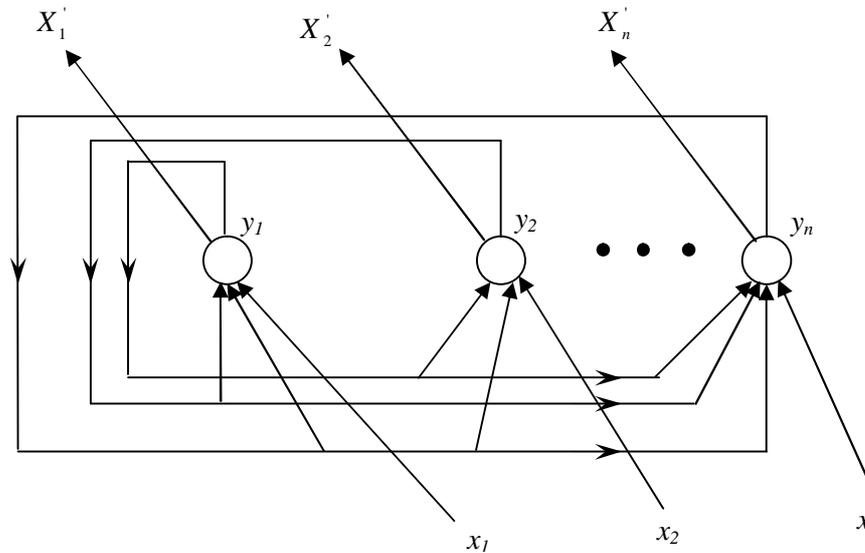
### 3. 2. 1 Architecture des réseaux de neurones

Le facteur déterminant le type d'un réseau de neurones est la nature de connexions entre ses cellules. Selon ce paramètre, les réseaux de neurones peuvent être classés en deux principales catégories suivant la structure des connexions: les réseaux non récurrents (statiques) et les réseaux récurrents (dynamiques). Dans un réseau de la première famille comme montré dans la Figure 3.2, les réseaux non récurrents ont une structure hiérarchique qui consiste en plusieurs couches ; une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La sortie pour chaque neurone dépend uniquement des sorties des neurones précédents dont les signaux circulent de la couche d'entrée à la couche de sortie dans une seule direction. Pour les réseaux dynamiques, plusieurs neurones sont interconnectés pour organiser le réseau où la circulation de l'information est bidirectionnelle, tel que l'état global du réseau dépend de ses états. Dans la littérature de ce type de réseaux, on cite le modèle de Hopfield comme indiqué dans la Figure 3.3. En conclusion, nous constatons que les critères motivants le choix d'un type de

réseau sont la simplicité de mise en œuvre et l'efficacité des algorithmes d'adaptation appelés à répondre aux performances désirées, quelque soit sa taille et sa complexité.



**Fig. 3. 2:** Structure d'un réseau de neurones non récurrent (statique)



**Fig. 3. 3:** Structure d'un réseau de neurones récurrent (dynamique)

### 3. 2. 2 Entraînement des réseaux de neurones

L'application des réseaux de neurones comprend typiquement deux phases: une phase d'apprentissage et une phase d'opération. L'apprentissage est un processus à travers lequel les paramètres (les poids de connexions) du réseau sont ajustés pour refléter l'information contenue dans la structure du réseau. Utilisant les valeurs d'entrée/sorties désirées, le réseau ajuste ses poids en se basant sur l'erreur de la sortie calculée. Une fois le réseau est entraîné, il représente une base de connaissance statique qui peut être appelée durant la phase d'opération.

L'algorithme de la rétropropagation est la méthode la plus utilisée pour l'entraînement des réseaux de neurones [26]. Il consiste à calculer les dérivées partielles d'une entité (norme d'erreur) par rapport aux paramètres du réseau (poids de connexions) en minimisant une fonction coût  $J$  définie par:

$$J = \frac{1}{2} \sum_j (y_{dj} - \hat{y}_j)^2 \quad (3.1)$$

Où  $J$  représente la moyenne de l'erreur quadratique entre la sortie désirée  $y_{dj}$  et la sortie actuelle (estimée)  $\hat{y}_j$  du réseau.

La mise à jour des poids par l'algorithme de la rétropropagation est donné par:

$$W(k+1) = W(k) + e \frac{\partial J}{\partial W(k)} \quad (3.2)$$

Où  $W(k+1)$  est le vecteur des poids actuels,  $e$  est le taux d'apprentissage

Bien que cet algorithme soit le plus utilisé, il possède deux problèmes: une convergence lente et aussi l'estimation des paramètres risque de tomber dans un minimum local du critère d'optimisation. Pour contourner ces problèmes, plusieurs techniques d'apprentissage ont été adoptées dans la littérature telles que la méthode du moindre carré récursive, le filtre de Kalman, les algorithmes génétiques, ..., etc. [28].

### 3.3 LA LOGIQUE FLOUE

Aujourd'hui, la logique floue est de grande actualité. Les bases théoriques de la logique floue ont été établies en 1965 par le professeur L. Zadeh [30] de l'université de Berkeley. La logique floue permet de traiter des variables non déterministes dont la valeur peut varier entre 0 et 1. Initialement, cette théorie a été appliquée dans des domaines non techniques, comme le commerce, la jurisprudence ou la médecine, dans le but, de compléter les systèmes experts, et afin de leur donner l'aptitude de prise de décision. Mamdani [30] a été le premier à appliquer ce nouveau formalisme à la commande des systèmes. A partir de 1985 environ, ce sont les japonais qui commencent à utiliser la logique floue dans des produits industriels pour résoudre des problèmes de réglage et de commande. La Figure 3.4 montre les parties principales qui constituent la conception d'un système flou.

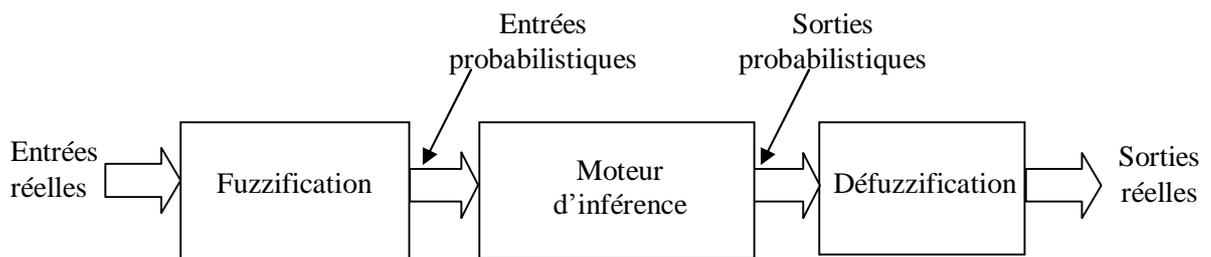


Fig. 3. 4: Schéma synoptique d'un système flou

**(a) Fuzzification** : La fuzzification proprement dite consiste à définir les fonctions d'appartenance pour les différentes variables d'entrées. On réalise ainsi le passage des grandeurs physiques (grandeurs déterminées) en variables linguistiques (variables floues) qui peuvent alors être traitées par les inférences. Cependant, il existe des formes telles que la forme trapézoïdale, la forme triangulaire et la forme gaussienne [29]. En général, on introduit pour une variable trois, cinq ou sept ensembles flous, représentés par des fonctions d'appartenances avec chevauchement.

**(b) Moteur d'inférences**: La stratégie de réglage dépend essentiellement des inférences adoptées, elles lient les grandeurs mesurées, qui sont les variables d'entrées (transformées en variables linguistiques à l'aide de la fuzzification) aux variables de sorties. Les inférences souvent prennent la forme suivante :

*SI* (l'ensemble des conséquences peut être),

*ALORS* (l'ensemble des conséquences peut être supposé).

Un moteur d'inférence est un ensemble de plusieurs règles où l'opérateur "AND" s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle, tandis que l'opérateur "OR" lie les différentes règles. Il existe plusieurs possibilités pour réaliser ces opérateurs qui s'appliquent aux fonctions d'appartenances. On introduit alors la notion de méthodes d'inférences qui déterminent la réalisation des différents opérateurs. On distingue trois méthodes d'inférence floues :

**(i) Méthode d'inférence "max-min"** : La méthode d'inférence "max-min" réalise, au niveau de la condition l'opérateur "OR" par la formation du maximum et l'opérateur "AND" par la formation du minimum. La condition dans chaque règle introduit par "ALORS" lie le facteur d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur "AND" réalisé dans le cas présent par la formation du minimum. Enfin l'opérateur "OR" qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum.

**(ii) Méthode d'inférence "max-prod"**: La méthode d'inférence "max-prod" réalise en général, au niveau de la condition l'opérateur "OR" par la formation du maximum et l'opérateur "AND" par la formation du produit.

**(iii) Méthode d'inférence "somme-prod"**: Par opposition aux méthode précédentes, la méthode d'inférence "somme-prod" réalise au niveau de la condition de l'opérateur "OR" par la formation de la somme, plus précisément par la valeur moyenne, tandis que l'opérateur "AND" est réalisé par la formation du produit.

**(c) Défuzzification** : Comme on l'a vu dans la section précédente, les méthodes d'inférence fournissent une information floue pour la variable de sortie, il faut prévoir une transformation de cette information floue en une information déterministe. Cette transformation est appelée

défuzzification dont la sortie est obtenue par la détermination du centre de gravité qui est la plus utilisée [28].

### 3. 4 RESEAUX DE NEURONES FLOUS (FNN)

Les réseaux neurones flous combinent les réseaux de neurones artificiels et les systèmes flous. La méthode choisie d'entraînement des réseaux de neurones permet à ces systèmes d'apprendre par l'ajustement de leurs paramètres (les poids de connexion) en donnant un paquet de données entrée/sortie d'entraînement [29]. La théorie des ensembles flous permet aux systèmes neuro-flous de présenter l'information étudiée dans plusieurs formes compréhensible à l'être humain. Il y a certaines approches pour combiner les réseaux de neurones et les systèmes flous. Ces approches peuvent être classées en fonctionnelle et structurelle, suivant la configuration recherchée entre le système d'inférence flou et le réseau de neurones. Les connaissances sont représentées d'une façon distribuée par les poids de connexions et les éléments du processeur local dans le réseau. Alternativement, les systèmes neuro-flous peuvent être classés selon le corps de la fuzzification [29]. Par la suite, nous allons montrer ci-dessous quelques approches des FNN.

**(a) Le réseau de neurone et la supervision par l'ensemble flou :** Le réseau de neurones et l'ensemble flou sont utilisés séparément dans le système où le système flou sert comme un modèle de supervision afin d'améliorer la convergence du réseau comme montré dans la Figure 3.5. [26].

**(b) Les ensembles flous neuronaux :** Dans ce cas, le réseau utilise les neurones flous. Dans cette approche l'apprentissage est basé sur l'ajustement de la fuzzification par la modification des paramètres des fonctions d'appartenances,  $A_{ip}(x_i)$ , d'autre part la défuzzification est ajustée par le changement des poids de la couche de sortie,  $W_p$ , qui représente les centres des fonctions d'appartenances de la sortie comme montré dans la Figure 3.6. [26].

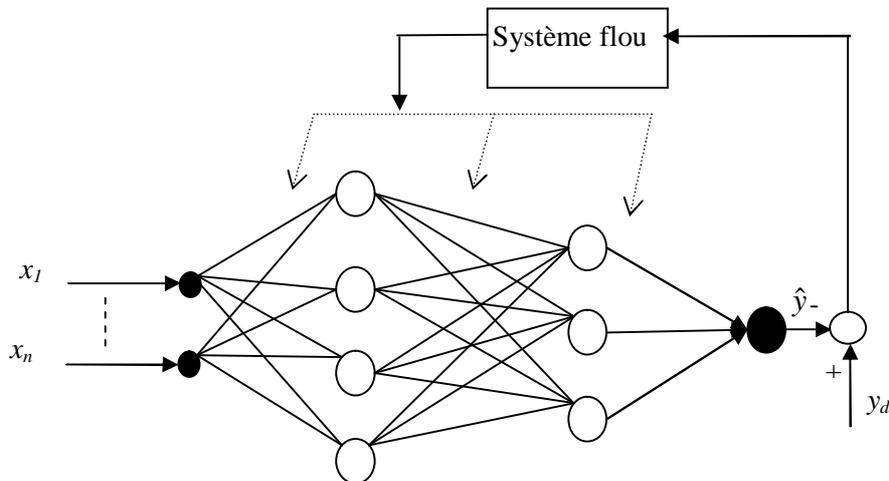


Fig. 3. 5: Apprentissage par l'ensemble flou comme un modèle de supervision.

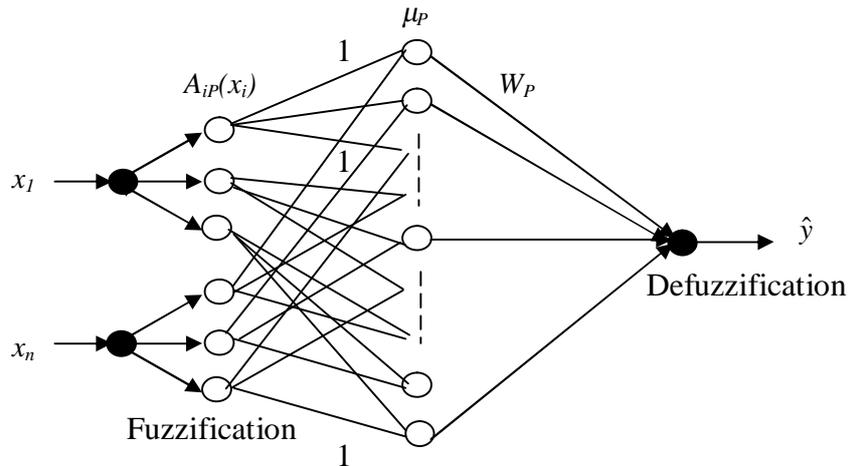


Fig. 3. 6: La structure d'un ensemble flou neuronal.

(c) **Les réseaux de neurones flous:** Cette approche est basée sur l'utilisation des neurones réalisant les opérations logiques "AND" et "OR" [28-30]. La structure est composée en cinq couches: la couche d'entrée, la couche de fuzzification, la couche de neurones "AND", la couche de neurones "OR" et la couche de sortie (défuzzification). On considère trois approches des FNN: La première approche est considérée comme un processeur logique flou (FLP: Fuzzy Logic Processor) comme montré dans la Figure 3.7 avec plusieurs entrées et une seule sortie (MISO: Multi Input Single Output) [28]. Le réseau consiste alors en trois opérations, la fuzzification, les règles d'inférences et la défuzzification c'est comme un système flou classique. Les opérations logiques "AND" et "OR" sont introduits avec leurs dérivées partielles nécessaires pour l'apprentissage par l'algorithme de la rétropropagation.

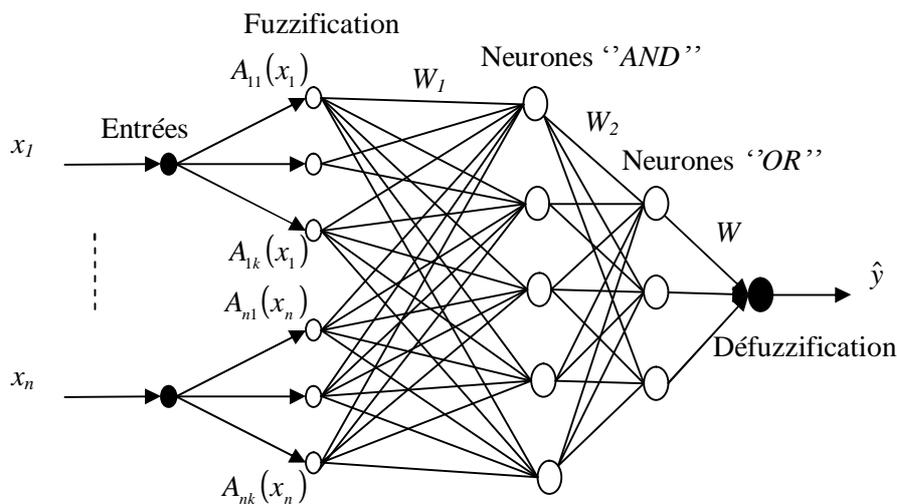


Fig. 3. 7: La structure d'un FLP (MISO)

(i) **La fuzzification:** A l'entrée du FNN, les entrées numériques  $x_i, i=1, \dots, n$  sont converties en valeurs probabilistes via des sous ensembles flous,  $A_{ip}$ , utilisant par exemple des fonctions d'appartenances Gaussiennes définies par les paramètres  $a_{ip}$  et  $b_{ip}$  à savoir:

$$A_{ip}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - a_{ip})^2}{b_{ip}}\right), i=1, \dots, n \text{ et } p=1, \dots, k \quad (3.3)$$

(ii) **Les neurone "AND" et "OR":** En se basant sur le processeur logique comme montré dans la Figure 3.8, la fonction "OR" est donnée par: [28]

$$\hat{u} = 1 - \prod_{i=1}^l (1 - x_i w_i) \quad (3.4)$$

Les dérivées partielles de la sortie par rapport aux poids des neurones et aux entrées peuvent être calculées respectivement par:

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} = x_i \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (1 - x_j w_j) \quad (3.5)$$

et

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial x_i} = w_i \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (1 - x_j w_j) \quad (3.6)$$

La fonction "AND" est donnée par: [28]

$$\hat{u} = \prod_{i=1}^l (x_i + w_i - x_i w_i) \quad (3.7)$$

Les dérivées partielles peuvent être calculées par:

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial x_i} = (1 - w_i) \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (x_j + w_j - x_j w_j) \quad (3.8)$$

et

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} = (1 - x_i) \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (x_j + w_j - x_j w_j) \quad (3.9)$$

Un élément non linéaire peut être ajouté en série avec les neurones "AND" et "OR". On prend par exemple la fonction sigmoïde non linéaire donnée par

$$\hat{z} = \frac{1}{(1 + e^{-(\hat{u}-m).b})} \quad (3.10)$$

Où  $m$  et  $b$  sont des paramètres de la fonction non linéaire. Le gradient par rapport à l'entrée et les poids des connexions devient :

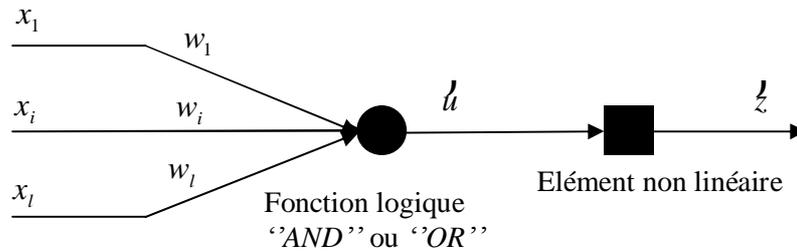
$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial w_i} = \frac{\partial \hat{z}}{\partial \hat{u}} \cdot \frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} = b \cdot \hat{z} (1 - \hat{z}) \frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} \quad (3.11)$$

Par rapport aux paramètres de la fonction sigmoïde non linéaire, nous obtenons

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial b} = (\hat{u} - m) \cdot \hat{z} \cdot (1 - \hat{z}) \quad (3.12)$$

et

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial m} = -b \cdot \hat{z} \cdot (1 - \hat{z}) \quad (3.13)$$



**Fig. 3. 8:** Processeur logique flou (FLP)

**(iii) La défuzzification:** Le centre de gravité est la méthode la plus utilisée, à savoir

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^l w_i \cdot x_i}{\sum_{i=1}^l x_i} \quad (3.14)$$

où  $\hat{y}$  est la valeur numérique de la sortie,  $w_i$  et  $x_i$  sont les poids (les centres des fonction d'appartenance symétrique de la sortie) et les signaux d'entrées (valeurs des fonction d'appartenance de l'interface de sortie) respectivement.

Les dérivées de la sortie peuvent être déterminées par rapport aux poids comme,

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial w_i} = \frac{x_i}{\sum_{k=1}^l x_k} \quad (3.15)$$

et par rapport aux signaux d'entrées, nous trouvons:

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_i} = \frac{w_i - \hat{y}}{\sum_{k=1}^l x_k} \quad (3.16)$$

**(iv) Entraînement du FNN:** L'algorithme de la rétropropagation permet d'ajuster les paramètres du réseau dans le but de minimiser la valeur moyenne de l'erreur quadratique sur l'ensemble des échantillons d'entraînement :

$$J(\mathbf{q}) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{n=1}^N [[y_d(k) - \hat{y}(k, \mathbf{q})]^2] \quad (3.17)$$

où  $q$  est le vecteur des paramètres du réseau,  $y_d(k)$  est la sortie désirée et  $\hat{y}(k,q)$  est la sortie estimée.

L'ajustement des paramètres,  $q$ , pour le  $n^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $l$  peut être écrit comme :

$$\hat{q}_n^l(k+1) = \hat{q}_n^l(k) + e \cdot y_n^l(k) \cdot \frac{\partial J(\hat{q}_n^l(k))}{\partial z_n^l(k)} \quad (3.18)$$

où  $e$  est le pas d'apprentissage et  $\hat{z}_n^l$  désigne les sorties des neurones.

Le vecteur de paramètres  $\hat{q}_n^l$  du réseau contient les poids des neurones "AND" ou "OR" et les paramètres de l'élément non linéaire donné par :

$$\hat{q}_n^l(k) = [w_1, \dots, w_l, m, b]^T \quad (3.19)$$

et  $y_n^l(k)$  est le vecteur du gradient correspondant,

$$y_n^l(k) = \frac{\partial z_n^l(k)}{\partial \hat{q}_n^l(k)} \quad (3.20)$$

Après chaque mise à jour des paramètres du réseaux par l'algorithme d'apprentissage, les poids des neurones "AND" et "OR" doivent être soumis à une contrainte dans l'intervalle  $[0,1]$ .

La deuxième approche est considérée comme un processeur logique distribué (DLP: Distributed Logic Processor) où plusieurs FLP sont construits comme montré dans la Figure 3.9 [28]. Chaque FLP a les mêmes entrées, calculées par l'évaluation des signaux réels d'entrées vers les règles antécédentes des ensembles flous.

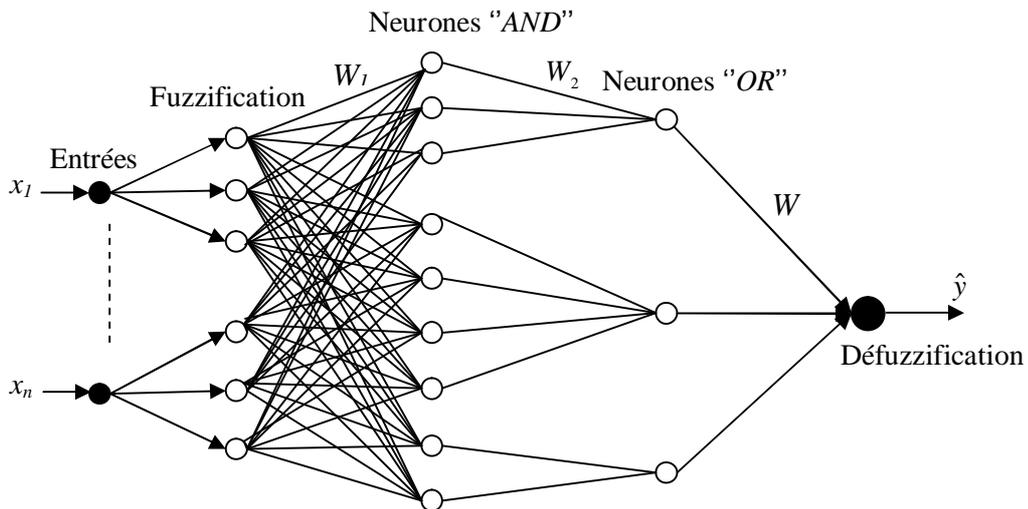


Fig. 3. 9: La structure d'un DLP (MISO)

La troisième approche est basée sur la structure d'un FLP de la Figure 3.7 où cette variante du réseau de neurones flous est développée par Belarbi *et al* [30] qui consiste aussi cinq couches comme montrées dans la Figure 3.9. Dans cette approche, l'implémentation structurelle d'un

système d'inférence flou est considérée dans le réseau multicouche et les paramètres ajustables de réseau sont les largeurs des différents univers de discours (grandeurs réelles) et les poids de connexion (grandeurs binaires). Ainsi, l'apprentissage de ce réseau consiste à déterminer les valeurs optimales de ces grandeurs qui minimisent une certaine fonction coût sous certaines contraintes de connectivité du réseau. La Figure 3.10 illustre un exemple d'un tel réseau avec les univers de discours divisés en trois sous ensembles flous LOW (L), MEDIUM (M) et HIGH (H) pour toutes les variables d'entrées/sorties. Le réseau possède deux entrées et une sortie avec neuf neurones "AND" (i.e., 9 règles floues, toutes les combinaisons possibles des variables linguistiques des entrée) et trois neurones "OR". Les règles que ce réseau réalise sont de la forme

$$R^i: Si (x_1 \text{ est } \{L, M \text{ ou } H\} \text{ et } (x_2 \text{ est } \{L, M \text{ ou } H\} \text{ Alors } (y \text{ est } \{L, M \text{ ou } H\})).$$

Exemple la règle  $R^3$  est donnée par :

$$R^3: Si (x_1 \text{ est } L \text{ et } x_2 \text{ est } H) \text{ Alors } (y \text{ est } \{L, M \text{ ou } H\})$$

En prenant par exemple  $W_3=[w_{31} \ w_{32} \ w_{33}]=[0 \ 1 \ 0]$ , alors la règle  $R^3$  deviendra:

$$R^3: Si (x_1 \text{ est } L \text{ et } x_2 \text{ est } H) \text{ Alors } (y \text{ est } M).$$

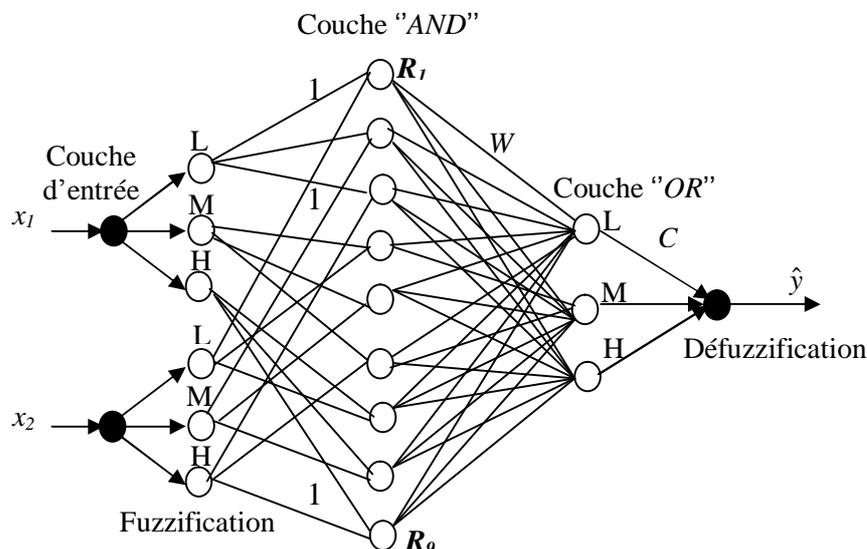


Fig. 3. 10: Réseau de neurone flou avec des poids binaires

### 3. 5 ALGORITHMES GENETIQUES (AGs)

Récemment, une classe de méthodes est apparue, employant les principes d'évolution et d'hérédité de la nature et présentant une probabilité importante de convergence vers un optimum globale de la fonction à optimiser. Ce sont des méthodes pseudo-aléatoires appelées les

algorithmes génétiques. Les AGs sont des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle de la génétique. L'algorithme fait évoluer une population de dispositifs à l'aide de divers opérateurs: sélection, croisements, mutations. Ils agissent sur une population d'individus assujettis à une sélection darwinienne: les individus (ou parents) les mieux adaptés à leur environnement survivent et peuvent se reproduire [39]. Ils sont alors soumis à des mécanismes de recombinaisons analogues à ceux de la génétique. Des échanges de gènes entre parents résultent en la création de nouveaux individus (ou enfants), qui permettent de tester d'autres configurations de l'espace de recherche. Dans leurs recherche du maximum, ces algorithmes ne nécessitent que la connaissance de la valeur de la fonction qu'on souhaite optimiser dite fonction coût (fonction qui est toujours positive). Le mécanisme d'adaptation est tel que les individus les plus forts vont survivre et produire d'autres individus qui ont de plus en plus de chances de suivre. Parmi ces algorithmes, on distingue les AGs qui utilisent un codage des paramètres sous forme de chaîne binaire et les AGs à codage réel.

### 3. 5. 1 Algorithme génétique à codage binaire

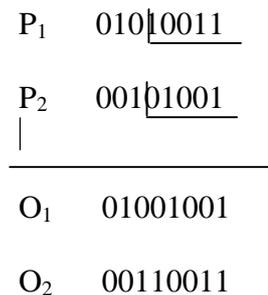
Le principe des AGs à codage binaire est de coder la solution selon une chaîne de bits (qui peuvent prendre les valeurs "0" ou "1"). Dans ce type de codage les variables (les gènes) dans le chromosome sont en binaires (une chaînes composée des "0" et des "1") ce qui nécessite à chaque fois de décoder ces chaînes pour calculer leurs valeurs en réel avant de calculer la fonction du coût, et ceci se fait pour chaque individu et à chaque itération [32]. Un AG va alors faire évoluer une population créée aléatoirement et génère de nouveaux individus plus performant que leurs prédécesseurs en effectuant des opérations génétiques. Nous obtiendrons donc un ensemble de solutions pour un problème et pas une solution unique. Les solutions trouvées seront généralement différentes, mais seront d'une qualité équivalente. Le déroulement d'un algorithme génétique peut être découpé suivant les étapes suivantes:

**(i) Création de la population initiale :** Pour démarrer un AG, il faut lui fournir une population à faire évoluer. Il suffit que tous les individus créés soient de la forme d'une solution potentielle, et il n'est nullement besoin de songer à créer des bons individus. Ils doivent juste fournir une réponse, même mauvaise, au problème posé. On pourrait prendre des individus régulièrement répartis dans l'espace. Néanmoins, une initialisation aléatoire est plus simple à réaliser: les valeurs des gènes sont tirées au hasard.

**(ii) La reproduction (sélection des parents):** La reproduction ou la sélection des parents est un mécanisme qui consiste à former une nouvelle génération par une sélection aléatoire des chaînes d'une population existante en fonction de leur performance (fonction coût). Lors de cette phase, les individus les plus forts sont généralement dupliqués et forment les parents de la génération en cours, alors que les faibles disparaissent sans avoir la possibilité de se reproduire. La méthode de

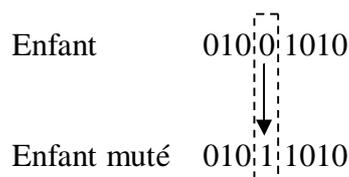
sélection proportionnelle (roue de loterie biaisée), la méthode de sélection à reste stochastique et la méthode de sélection par tournoi stochastique peuvent être utilisées pour la reproduction des parents [39].

**(iii) Le croisement:** Après avoir sélectionnés les chaînes les mieux adaptées dans le processus de reproduction, elles vont subir maintenant à l'opération du croisement qui consiste à échanger des matériels génétiques entre deux chaînes reproductrice (parents) pour produire deux nouvelles chaînes (enfants). Le croisement est un processus aléatoire de probabilité  $P_c$  appliquée à un couple de parents arbitrairement choisis dans la population. Un entier  $k$  représentant une position sur la chaîne est choisi aléatoirement entre 1 et la longueur de la chaîne moins 1 ( $k \in [1, L-1]$ ). Cet entier représentera donc la position où se produira le croisement, et enfin deux nouvelles chaînes sont créées en échangeant le matériel génétique (caractères) compris entre les positions  $k+1$  et  $L$  inclus des chaînes reproductrice. Ce processus est illustré dans la Figure 3.11 où  $P_1$  et  $P_2$  sont les parents et  $O_1$  et  $O_2$  sont les enfants résultants de l'opération du croisement par exemple au point  $k=3$ .



**Fig. 3. 11:** Croisement à un site ( $k=3$ )

**(iv) La mutation:** La mutation est la modification aléatoire occasionnelle (de faible probabilité) d'un gène d'un individu. L'opérateur de mutation consiste à compléter la valeur d'un bit du chromosome avec une probabilité  $P_m$ . Le processus est exécuté bit par bit (Voir Figure 3.12).



**Fig. 3. 12:** Principe de la mutation

**(v) Sélection des individus d'une nouvelle génération:** A la suite de la recombinaison génétique (croisement et mutation), la population compte  $2N$  individus ( $N$  parents et  $N$  enfants) ;  $N$  étant la taille de la population. Il faut donc éliminer  $N$  individus pour constituer la génération suivante. C'est le rôle de la sélection finale qui agit sur les populations des parents et d'enfants d'une génération pour créer la nouvelle génération. La sélection par descendance, la sélection par compétition, la sélection "steady state" et la sélection "selective breeding" peuvent être utiliser dans cette transformation [39].

**(vi) Décodage des individus:** Chaque chaîne doit être décodée pour pouvoir calculer la valeur de la fonction coût qui lui est associée. Parmi les types de décodage possible, le décodage binaire est souvent le plus utilisé.

**(vii) Critère de convergence de l'AG:** Le problème de convergence est généralement éludé en imposant un nombre suffisant de générations. On estime alors que l'algorithme a convergé et que l'individu de plus forte performance dans la population correspond à la solution recherchée. Nous pouvons aussi supposer que l'algorithme a convergé lorsque le meilleur individu de la population n'évolue plus. Ces critères ne sont pourtant absolument pas fiables dans la mesure où l'algorithme peut converger et se stabiliser autour d'une solution dans l'attente d'une mutation qui le dirigera vers une autre région plus intéressante. Le choix d'un critère d'arrêt idéal reste donc sans réponse.

### 3. 5. 2 Algorithme génétique à codage réel

La plupart des AGs utilisent les opérateurs génétiques binaires. Les AGs à codage binaire (ou à codage classique) sont moins efficaces dans le cas où ils seraient appliqués à des problèmes multidimensionnels de grande précision ou des problèmes continus [31]. Dans ce type de codage les variables (les gènes) dans le chromosome sont en binaires (une chaîne composée des "0" et des "1") ce qui nécessite à chaque fois de décoder ces chaînes pour calculer leurs valeurs réelles avant de calculer les valeurs de la fonction coût. Cette conversion se fait alors pour chaque individu et à chaque génération menant un temps de calcul considérable. En effet, dans les AGs à codage réel, les variables réelles apparaissent directement dans le chromosome et sont exploitées par des opérateurs génétiques simples et spéciaux (expressions mathématiques). Dans ce type de codage, les opérateurs de la recombinaison génétique agissent d'une façon différente à celle de codage binaire [31].

Soit :

$r \in [0,1]$  est un nombre aléatoire (suit la distribution uniforme),

$t=0,1,2,\dots,T_g$  est le numéro de la génération.

$S_w$  et  $S_v$  sont les chromosomes sélectionnés par l'opérateur génétique,

$k \in \{1, 2, \dots, N\}$  est la position d'un élément dans le chromosome.

$v_k^{max}$  et  $v_k^{min}$  sont respectivement les limites inférieure et supérieure de l'élément dont la position dans le chromosome est  $k$ .

La description génétique d'un AG à codage réel peut être exécuter selon les fonction suivantes:

**(a) L'opérateur du croisement**

Dans cet opérateur, les chromosomes sont sélectionnés par pairs  $(S_w, S_v)$ . Trois types de croisement à codage réel sont possible [31].

**(i) Le croisement arithmétique simple:**  $S_v^t$  et  $S_w^t$  sont croisés au site  $k$ . Les enfants obtenus comme résultat de ce croisement sont:

$$S_v^{t+1} = (v_1, \dots, v_k, w_{k+1}, \dots, w_N) \tag{3.21}$$

et

$$S_w^{t+1} = (w_1, \dots, w_k, v_{k+1}, \dots, v_N) \tag{3.22}$$

où  $k$  est choisi aléatoirement de l'ensemble  $\{2, \dots, N - 1\}$ .

**(ii) Le croisement arithmétique entier:** Une combinaison linéaire des deux parents  $S_v^t$  et  $S_w^t$  résultent les enfants  $S_v^{t+1}$  et  $S_w^{t+1}$  donnés par

$$S_v^{t+1} = r.(S_v^t) + (1 - r).S_w^t \tag{3.23}$$

et

$$S_w^{t+1} = r.(S_w^t) + (1 - r).S_v^t \tag{3.24}$$

**(iii) Le croisement heuristique:**  $S_v^t$  et  $S_w^t$  sont combinés tel que :

$$S_v^{t+1} = S_v^t + r(S_w^t - S_v^t) \tag{3.25}$$

et

$$S_w^{t+1} = S_w^t + r(S_v^t - S_w^t) \tag{3.26}$$

**(b) L'opérateur de mutation**

Dans l'opération de la mutation, un seul chromosome doit sélectionner [31]

**(i) La mutation uniforme:** L'élément sélectionné aléatoirement  $v_k, k = \{1, 2, \dots, N\}$  est remplacé par  $v_k'$  qui est une valeur aléatoire qui appartienne à l'intervalle  $[v_k^{min}, v_k^{max}]$ . Le résultat est alors le chromosome

$$S_v^{t+1} = (v_1, \dots, v_k', \dots, v_N). \tag{3.27}$$

(ii) **La mutation uniforme multiple** : Le même principe que la méthode précédente mais  $n$  variables du même chromosome sont sélectionnés aléatoirement, où  $n$  est aléatoirement choisi de l'ensemble  $\{1, 2, \dots, N\}$ .

(iii) **La mutation Gaussienne** : Tout les éléments du chromosome sont mutés tel que :

$$S_v^{t+1} = (v_1', \dots, v_k', \dots, v_N'). \quad (3.28)$$

où

$$v_k' = v_k + f_k, \quad k=1, 2, \dots, N \quad (3.29)$$

Où  $f_k$  est un nombre aléatoire tiré d'une distribution gaussienne de moyenne nulle et d'une variance adaptative telle que

$$s_k = \left( \frac{T_g - t}{T_g} \right) \left( \frac{v_K^{\max} - v_K^{\min}}{3} \right) \quad (3.30)$$

Avant la reconstitution de la nouvelle population, une contrainte doit être appliquée aux variables du chromosome après chaque opération du croisement et de mutation.

$$v_k \in [v_K^{\min}, v_k^{\max}], \quad k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (3.31)$$

### 3. 5. 3 Organigramme de l'AG à codage réel

Un AG à codage réel procède selon l'organigramme suivant :

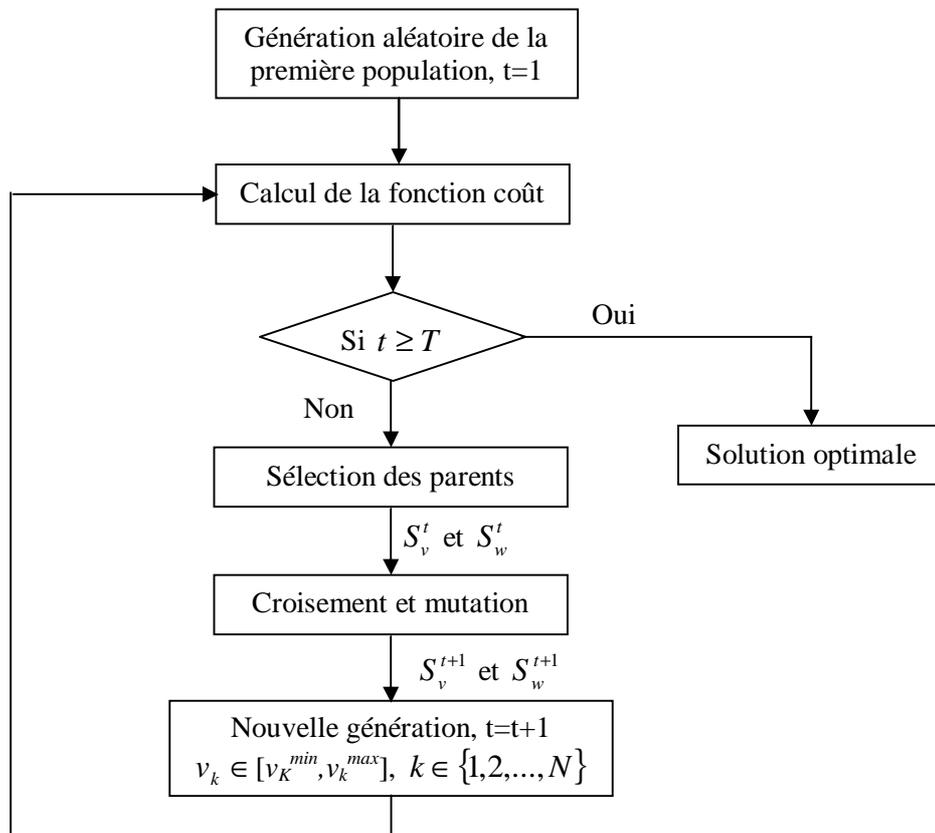


Fig. 3. 13: Organigramme de l'AG à codage réel

### **3. 6 CONCLUSION**

Les réseaux de neurones flous sont des approches hybrides qui combinent la théorie des deux techniques, les réseaux de neurones artificielles et les systèmes flous. L'ANN produit un calcul d'apprentissage efficace et rapide tandis que la théorie des ensembles flous permet d'exploiter des données floues ou non déterministes. En effet, le FNN réunit les avantages des deux techniques dans le but d'améliorer les performances obtenues par le réseau. L'entraînement des FNNs consiste à optimiser un ensemble de paramètres du réseau en minimisant une fonction coût. Dû à la complexité de l'espace de recherche, ce problème d'optimisation peut être résolu utilisant les AGs qui sont capable de produire des solutions quasi-optimales indépendamment des calculs de dérivées. Pour éviter le codage et le décodage binaire des individus, un AG à codage réel est préféré qui exploite directement les variables réelles dans le chromosome et qui sont modifiées par des expressions mathématiques simples (opérateurs génétiques). La reproduction, le croisement et la mutation sont des opérations principales d'un AG à codage réel manipulant les individus pour la construction d'une nouvelle population.

---

## Chapitre 4

### *Détection Distribuée ML-CFAR et OS-CFAR Dans un Clutter Weibull Utilisant les AGs*

---

#### Résumé

*Un outil d'optimisation basé sur l'AG à codage réel est considéré dans ce chapitre pour résoudre le problème de détection non linéaire du système distribué ML-CFAR et OS-CFAR dans un clutter de distribution Weibull. Premièrement, nous développons les expressions de la  $P_{FA}$  et de la  $P_D$  des deux détecteurs ainsi que ses formules globales dans le cas d'une détection décentralisée. Les étapes d'optimisation des paramètres du système via l'AG seront ainsi présentées tout en considérant les règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". Pour analyser les performances de détection, nous présentons une série de simulations dans le cas de détection des cibles de type Swerling I.*

#### 4. 1 Introduction

#### 4. 2 Détecteur ML-CFAR dans un clutter Weibull

#### 4. 3 Détecteur OS-CFAR dans un clutter Weibull

#### 4. 4 Détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR dans un clutter Weibull

#### 4. 5 Optimisation des paramètres par l'AG

#### 4. 6 Analyse des performances

#### 4. 7 Conclusion

## 4. 1 INTRODUCTION

Plusieurs détecteurs CFAR opérant dans un clutter de distribution Weibull ont été suggérés dans la littérature [6-8]. Le seuil adaptatif était effectivement basé sur les estimations des paramètres d'échelle et de forme utilisant la méthode des moments [8] et les statistiques d'ordre [6,7]. Ces deux techniques présentent une perte CFAR (CFAR Loss) assez importante et il a été aussi démontré qu'elles sont liées à la variance des paramètres estimés [6]. Afin de minimiser la variance et donc la perte CFAR, le détecteur ML-CFAR dans lequel les paramètres sont estimés par l'algorithme ML est considéré dans ce chapitre [9]. Les performances du détecteur CA-CFAR se dégradent rapidement dans un clutter de distribution non uniforme ou dans la présence des cibles interférentes. Pour cela, le détecteur OS-CFAR [4] a été développé pour améliorer les performances de détection où les sorties des cellules de référence sont classées par ordre croissant. Les cellules qui ont des valeurs importantes peuvent probablement contenir les interférentes. Une cellule ordonnée est choisie parmi l'ensemble de cellules classées représentant l'estimation du niveau du clutter.

Le système de détection décentralisée est considéré lorsque plusieurs senseurs sont employés simultanément et espacés géographiquement avec un centre de fusion de données. A cause des contraintes sur les canaux de communication et sur les capacités de traitement au niveau du centre de fusion, chaque radar prend sa décision partielle sur l'absence ou la présence de la cible et puis il envoie cette dernière au centre de fusion pour prendre une décision binaire globale. Le processeur central contrôle les senseurs et le centre de fusion d'une manière à maximiser la performance globale de détection. Thomopoulos *et al* [33] ont prouvé que si on arrive à maximiser la  $P_D$  globale en maintenant la  $P_{FA}$  globale constante, le test utilisé au niveau du centre de fusion est le test de N-P dont les observations conditionnelles pour chaque hypothèse sont statistiquement indépendantes. Dans le cas d'un clutter de distribution Rayleigh, plusieurs travaux ont été développés pour résoudre le problème de la détection distribuée CFAR composée de senseurs identiques et non identiques [13]. La conception du système de détection distribuée CFAR est fortement affectée par le modèle du clutter supposé. Si le clutter n'est pas correctement modélisé, les performances dans cette situation peuvent considérablement se dégrader. Dans la présence d'un clutter non gaussien, le système de détection distribuée résultant a une caractéristique non linéaire où quelques techniques d'optimisation conventionnelles et certaines approximations grossières ont été adoptées. Néanmoins, ces méthodes provoquent souvent au système d'être insensible aux quelques paramètres et finalement produisent des résultats sous-optimaux. Prenant la structure parallèle du système de détection distribué ML-CFAR et OS-CFAR avec un centre de fusion de données, nous allons utiliser une approche efficace d'optimisation globale basée sur l'AG à codage réel pour acquérir les valeurs des paramètres de détection des détecteurs identiques et non identiques. Pour deux et trois détecteurs, nous examinons ainsi les

trois règles au niveau du centre de fusion de données "AND", "OR" et "MAJORITY". Utilisant cet outil d'optimisation, tous les paramètres du système sont directement codés en chromosomes décimaux et ils peuvent être optimisés simultanément.

#### 4. 2 DETECTEUR ML-CFAR DANS UN CLUTTER WEIBULL

Dans cette section, nous allons développer l'algorithme ML-CFAR pour un clutter de distribution Weibull en commençant par le cas le plus simple où le paramètre de forme est connu *a priori* ensuite nous prenons le cas général où les deux paramètres sont inconnus. Nous supposons que la puissance du bruit thermique est négligeable devant la puissance du clutter. Une supposition qui est souvent vraie si un clutter non gaussien se présente à l'entrée du détecteur d'enveloppe. Le signal reçu sous les deux hypothèses,  $H_1$  et  $H_0$ , est donné par

$$\begin{cases} H_1 : y = S + C \\ H_0 : y = C \end{cases} \quad (4.1)$$

Où  $y$ ,  $S$  et  $C$  sont des nombres complexes représentant l'enveloppe complexe du signal reçu, le signal utile et le signal du clutter respectivement. En absence du signal de la cible, la sortie du détecteur d'enveloppe  $x = |y|$  est envoyée aux détecteurs ML-CFAR ou OS-CFAR qui suit la loi de Weibull. On suppose que les variables aléatoires de cellules de référence sont indépendantes et identiquement distribuées (iid). La distribution Weibull est donnée par [6-10]

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right\}, \quad x \geq 0, \quad b > 0, \quad c > 0 \quad (4.2)$$

où la variable aléatoire  $x$  est la sortie du détecteur d'enveloppe,  $b$  et  $c$  sont les paramètres d'échelle et de forme de la distribution Weibull respectivement.

Sous l'hypothèse  $H_1$ , le signal utile,  $S$  est additionné au signal du clutter,  $C$  et le module du nombre complexe résultant est pris. Dans ce cas, la sortie du détecteur d'enveloppe est modélisée par [14]

$$\begin{aligned} x &= |S + C| \\ &= \sqrt{|S|^2 + |C|^2 + 2|S||C|\cos(j)} \end{aligned} \quad (4.3)$$

où  $j$  représente l'angle de déphasage entre  $S$  et  $C$ .

Quand les modèles des cibles de type Swerling I sont adoptés, le module,  $|S|$  est de distribution Rayleigh et  $j$  est une variable aléatoire uniformément distribuée dans l'intervalle  $[0, 2\pi]$ . D'ailleurs, l'expression analytique de la fdp de  $x$  ne peut être trouvée. Dans le cas général, la détection ML-CFAR est implémentée comme montré dans la Figure 4.1, prenant un seuil de détection adaptative donné par [9]

$$T = \hat{b}a^{1/\hat{c}} \quad (4.4)$$

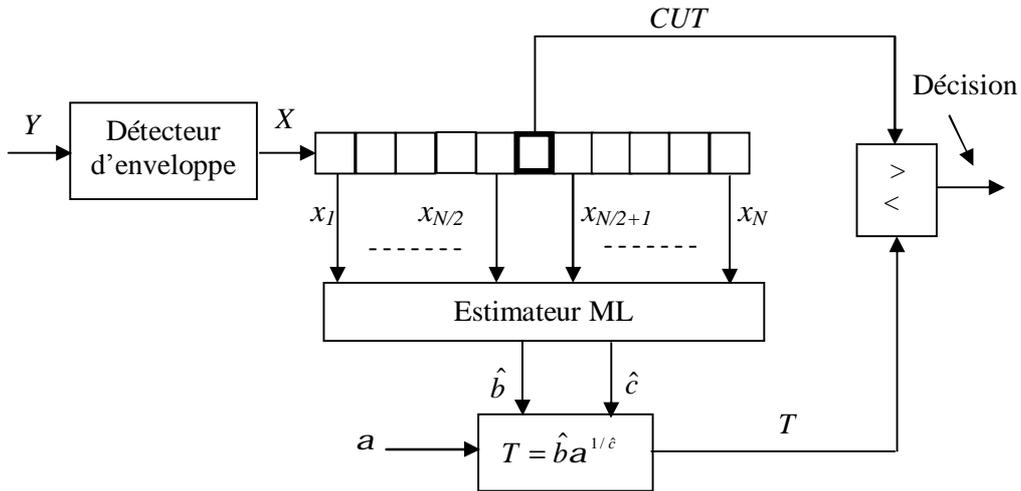
où  $a$  est le multiplicateur du seuil de détection  $T$ ,  $\hat{b}$  et  $\hat{c}$  sont des estimations des paramètres de la distribution Weibull obtenues par l'algorithme ML à partir des  $N$  échantillons,  $x_i$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ . L'estimation ML de  $b$  et  $c$  est déterminée selon les deux équations suivantes [9] (voir annexe A).

$$\frac{\sum_{i=1}^N x_i^{\hat{c}} \ln x_i}{\sum_{i=1}^N x_i^{\hat{c}}} - \frac{1}{\hat{c}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln x_i \quad (4.5)$$

et

$$\hat{b} = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^{\hat{c}} \right)^{1/\hat{c}} \quad (4.6)$$

L'équation (4.4) est résolue itérativement pour obtenir  $\hat{c}$  et on remplace ce dernier dans (4.5) pour déterminer  $\hat{b}$ .



**Fig. 4. 1:** Détecteur ML-CFAR dans un clutter de distribution Weibull

Le coefficient  $a$  est indépendant de  $\hat{b}$  et  $\hat{c}$  et il est uniquement en fonction de la taille de fenêtre de référence  $N$  et de la valeur désirée de la  $P_{FA}$ .

#### 4. 2. 1 Détecteur ML-CFAR avec un paramètre de forme connu *a priori*

Suivant la Figure 4.1, Levanon [9] a développé l'algorithme ML-CFAR avec un paramètre de forme de la distribution Weibull connu *a priori* par le calcul du seuil de détection adaptative  $T$  de la forme

$$T = a\hat{b} = a(N, P_{FA}, c) \cdot \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^c \right)^{1/c} \quad (4.7)$$

$a$  dépend uniquement de  $N$ ,  $P_{FA}$  et  $c$ . Une fausse alarme est déclarée lorsque la valeur de  $CUT$  dépasse le seuil  $T$ , par conséquent

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} P[CUT > a\hat{b} / H_0] p_{\hat{b}}(y) dy \quad (4.8)$$

Le terme  $P[CUT > a\hat{b} / H_0]$  dans (4.7) est généralement manipulable si la fdp du clutter,  $p(x)$ , est connue *a priori*. Le terme,  $p_{\hat{b}}(y)$ , représente la fdp de la variable aléatoire à la sortie du détecteur ML-CFAR. Le premier terme de l'intégral de (4.8) est évalué à partir de (4.2) pour obtenir

$$P[CUT > a\hat{b} / H_0] = \exp\left(-\left(\frac{a\hat{b}}{b}\right)^c\right) \quad (4.9)$$

et le deuxième terme de l'intégral est obtenu comme (voir Annexe B)

$$p_{\hat{b}}(y) = \left(\frac{N}{b^c}\right)^N \frac{c}{(N-1)!} y^{cN-1} \exp\left(-\frac{Ny^c}{b^c}\right) \quad (4.10)$$

Remplaçant (4.9) et (4.10) dans (4.8),  $P_{FA}$  devient

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} \exp\left(-\left(\frac{a\hat{b}}{b}\right)^c\right) \left(\frac{N}{b^c}\right)^N \frac{c}{(N-1)!} y^{cN-1} \exp\left(-\frac{Ny^c}{b^c}\right) dy \quad (4.11)$$

posant

$$z = \frac{Ny^c}{b^c} \quad (4.12)$$

Après quelques manipulations (intégration par partie), nous obtenons la forme suivante de  $P_{FA}$  donnée par

$$P_{FA} = \left(1 + \frac{a^c}{N}\right)^{-N} \quad (4.13)$$

L'équation (4.13) montre que  $P_{FA}$  est indépendante de  $\hat{b}$  (le paramètre d'échelle qui caractérise la puissance moyenne du clutter) ce qui montre que le détecteur ML est un processus CFAR.

L'analyse des performances de détection nécessite l'expression de  $P_D$  en fonction du *SCR*. Nous supposons une cible fluctuante suivant le modèle de Swerling I qui obéit à la loi de Rayleigh de puissance moyenne,  $A_0^2$ , donnée par

$$p(A) = \frac{2A}{A_0^2} \exp\left(-\frac{A^2}{A_0^2}\right) \quad (4.14)$$

La cible est déclarée présente si la valeur de *CUT* dépasse le seuil,  $T$ , par conséquent

$$P_D = \int_0^{\infty} P[CUT > a\hat{b} / H_1] p_{\hat{b}}(y) dy \quad (4.15)$$

et

$$P\left(CUT > a \hat{b}/H_1\right) = \int_{a \hat{b}}^{\infty} p_{CUT}(y) dy \quad (4.16)$$

Nous ne pouvons pas déterminer mathématiquement la forme compacte de la fdp du signal de la cible plus le signal du clutter. Il est possible de calculer directement  $P_D$  utilisant la fdp exacte de  $CUT$  mais nous obtenons une intégrale triple qui est difficile à évaluer numériquement. Pour les détecteurs CFAR dans [6-8],  $P_D$  est évaluée utilisant la technique de simulation Monte-Carlo. Une approximation a été utilisée dans [9] pour des  $SCR$  élevés (plus de 10dB) où  $CUT$  contient le signal de la cible de distribution Rayleigh plus le signal du clutter de distribution Rayleigh mais avec la même puissance que le clutter Weibull dans les cellules de référence. La puissance moyenne du clutter  $E(x^2)$  dans  $CUT$  est donc en fonction des paramètres  $b$  et  $c$  donnée par

$$E(x^2) = b^2 \Gamma\left(1 + \frac{2}{c}\right) \quad (4.17)$$

La fdp de  $CUT$  devient Rayleigh puisque les deux distributions cible et clutter sont Rayleigh

$$p(CUT) = \frac{2y}{b^2 \left(1 + \frac{2}{c}\right) + A_0^2} \exp\left(\frac{-y^2}{b^2 \left(1 + \frac{2}{c}\right) + A_0^2}\right) \quad (4.18)$$

avec le  $SCR$  qui est définie par

$$SCR = \frac{A_0^2}{b^2 \left(1 + \frac{2}{c}\right)} \quad (4.19)$$

En remplaçant (4.19) dans (4.18), on obtient

$$P\left[CUT > a \hat{b}/H_1\right] = \exp\left(-\frac{-(a \hat{b})^2}{b^2 (1 + SCR) \Gamma\left(1 + \frac{2}{c}\right)}\right) \quad (4.20)$$

En remplaçant (4.10) et (4.20) dans (4.15),  $P_D$  devient

$$P_D = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{-(a \hat{b})^2}{b^2 (1 + SCR) \Gamma\left(1 + \frac{2}{c}\right)}\right) \left(\frac{N}{b^c}\right)^N \frac{c}{(N-1)!} y^{cN-1} \exp\left(-\frac{Ny^c}{b^c}\right) dy \quad (4.21)$$

posant

$$z = \frac{Ny^c}{b^c} \quad (4.22)$$

Nous obtenons le résultat final de  $P_D$  avec  $SCR > 10\text{dB}$

$$P_D = \frac{1}{(N-1)!} \int_0^{\infty} z^{N-1} \exp \left( \frac{-a^2}{(1+SCR)\Gamma\left(1+\frac{2}{c}\right)} \left(\frac{z}{N}\right)^{2/c} - z \right) dz \quad (4.23)$$

On peut constater que pour  $c=2$  qui représente le cas de Rayleigh, (4.23) est réduit à la forme compacte suivante [9]

$$P_D = \left[ 1 + \frac{a^2}{N(1+SCR)} \right]^{-N} \quad (4.24)$$

#### 4. 2. 2 Détecteur ML-CFAR avec un paramètre de forme inconnu

Dans ce cas, les deux paramètres doivent être estimés simultanément à partir des  $N$  échantillons. Le calcul du seuil de détection est basé sur l'estimation des deux paramètres comme donné dans l'équation (4.4). Cependant, nous ne pouvons pas obtenir les expressions analytiques de  $P_{FA}$  et de  $P_D$  et les performances de détection sont alors déterminées à l'aide de la méthode de simulation Monte-Carlo.

Le processus de détection consiste en deux éléments: les cellules de référence pour lesquelles on détermine le seuil adaptatif de détection et  $CUT$ . Nous n'avons pas l'expression analytique de la fdp du seuil de détection mais nous connaissons la fdp de  $CUT$ . Les générations aléatoires du clutter dans les cellules de référence se fait alors sur  $m$  expériences Monte-Carlo (trials). Etant donné  $m$  seuils de détection  $T_j, j=1, 2, \dots, m$  dont l'estimation de la  $P_{FA}$  est donnée par

$$\begin{aligned} \hat{P}_{FA} &= \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m P(CUT_j > T_j / H_0) \\ &= \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \exp \left[ - \left( \frac{T_j}{b} \right)^c \right] \end{aligned} \quad (4.25)$$

avec

$$T_j = \hat{b}_j a^{1/\hat{c}_j} \quad (4.26)$$

où  $b$  et  $c$  se sont des paramètres utilisés dans la génération du clutter. Cependant, les résultats sont presque indépendants de  $b$  et  $c$ .

De la même manière, l'estimation de  $P_D$  est calculée à partir

$$\hat{P}_D = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m P(CUT_j > T_j / H_1) \quad (4.27)$$

Comme l'expression analytique de  $P(CUT_j > T_j / H_1)$  est difficile à déterminer,  $\hat{P}_D$  peut être simplement calculé par le rapport entre la somme des décisions correspondant à une cible présente et le nombre total des essais,  $m$ .

### 4. 3 DETECTEUR OS-CFAR DANS UN CLUTTER WEIBULL

En présence de cibles interférentes dans quelques cellules de référence, il y a une dégradation de  $P_D$  si on utilise des détecteurs tels que le CA-CFAR ou le ML-CFAR. Dans cette situation, nous considérons l'algorithme OS-CFAR proposé par Rohling [4] comme montré dans la Figure 4.2 en supposant que le paramètre de forme est connu *a priori*. Le fonctionnement du détecteur OS-CFAR est basé sur le classement des sorties de cellules de référence dans un ordre croissant [5]

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(K)} \leq \dots \leq x_{(N)} \quad (4.28)$$

le  $K^{\text{ème}}$  échantillon ordonné,  $x_{(K)}$ , est choisi pour l'estimation du niveau du clutter. Le seuil de détection est donc obtenu par la multiplication de la  $K^{\text{ème}}$  cellule représentative,  $x_{(K)}$ , avec un facteur de seuil  $a$  donné par

$$T = ax_{(K)} \quad (4.29)$$

La décision binaire pour la présence ou l'absence de la cible est prise par comparaison du contenu de  $CUT$  avec le seuil adaptatif  $T$ . La fdp de  $x_{(K)}$  est donnée par [36]

$$p_{x_{(k)}}(z) = K \binom{N}{k} [P(z)]^{k-1} [1 - P(z)]^{N-k} p(z) \quad (4.30)$$

où  $p(\cdot)$  et  $P(\cdot)$  représentent la fdp et la fonction caractéristique (cdf : cumulative density function) des observations  $x_i$ ,  $i=1,2,\dots,N$ , respectivement.

L'intégration de l'équation (4.2) produit la cdf de  $z$  donnée par,

$$P_{x_{(k)}}(z) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{z}{b}\right)^c\right) \quad (4.31)$$

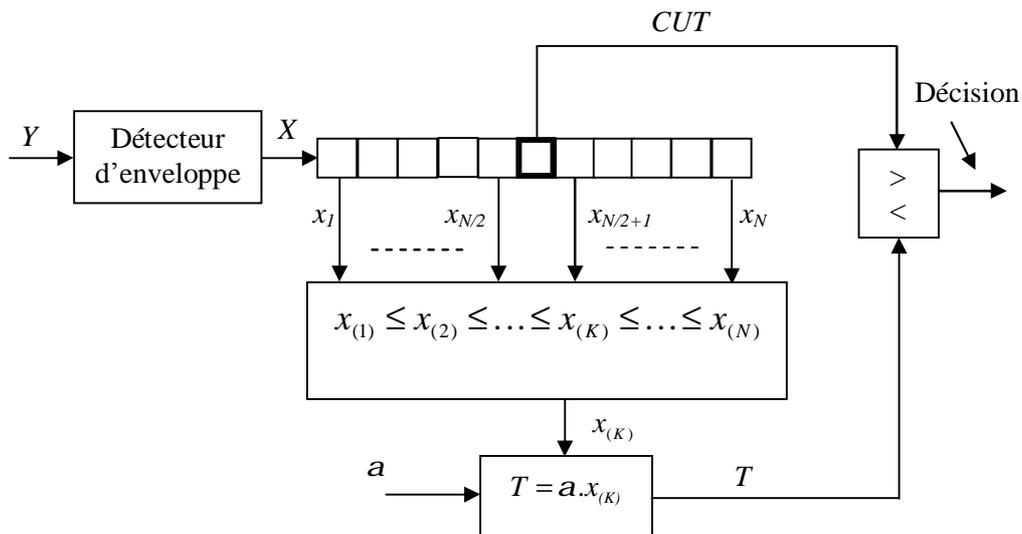


Fig. 4. 2 : Détecteur OS-CFAR dans un clutter de distribution Weibull

et la  $P_{FA}$  est déterminée par

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} \left[ \int_{ax_k}^{\infty} p(CUT / H_0) dx \right] \cdot p(x_k) dx_k \quad (4.32)$$

En remplaçant  $p(x_{(k)})$  dans (4.32), nous obtenons

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} \exp\left(-\left(\frac{ax_{(k)}}{b}\right)^c\right) K\binom{N}{k} \left[1 - \exp\left(-\left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c\right)\right]^{K-1} \left[\exp\left(-\left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c\right)\right]^{N-K} \frac{c}{b} \left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c \exp\left(-\left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c\right) dx_{(k)} \quad (4.33)$$

posant

$$z_k = \left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c \quad (4.34)$$

L'intégrale de (4.33) est réduite à

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} \exp\left(-az_k\right) K\binom{N}{k} \left[1 - \exp(-z_k)\right]^{K-1} \left[\exp(-z_k)\right]^{N-1} \frac{c}{b} z_k \exp(-z_k) dz_k \quad (4.35)$$

Résolvant (4.35) résulte en une forme compacte de  $P_{FA}$  donnée par [6]

$$P_{FA} = \prod_{i=1}^K \left(1 + \frac{a^c}{N+1-i}\right)^{-1} \quad (4.36)$$

L'équation (4.36) nous permet de calculer le facteur du seuil,  $a$ , étant donné la valeur désirée de  $P_{FA}$  dont le paramètre de forme de la distribution Weibull est connu *a priori*.

Pour obtenir l'expression de  $P_D$  sous forme intégrale, nous utilisons l'approximation donnée dans la section précédente. Par conséquent:

$$P_D = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{a^2 x_{(k)}^2}{b^2(1+SCR)\Gamma\left(1+\frac{2}{c}\right)}\right) k\binom{N}{k} \left[1 - \exp\left(-\left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c\right)\right]^{K-1} \left[\exp\left(-\left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c\right)\right]^{N-K} \frac{c}{b} \left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c \exp\left(-\left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c\right) dx_{(k)} \quad (4.37)$$

posant

$$z_k = \left(\frac{x_{(k)}}{b}\right)^c \quad (4.38)$$

Nous obtenons le résultat de  $P_D$  comme

$$P_D = K\binom{N}{k} \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{a^2 z_k^{2/c}}{(1+SCR)\Gamma\left(1+\frac{2}{c}\right)}\right) \exp\left(-\left(N-K+1\right)z_k\right) \left[1 - \exp(-z_k)\right]^{K-1} dz_k \quad (4.39)$$

Pour le cas particulier ( $c=2$ ) (i.e., un clutter de distribution Rayleigh), notre approximation est pratiquement équivalente à  $P_D$  dans [34] donnée par

$$P_D = \prod_{i=1}^K \left( 1 + \frac{a^2}{(1 + SCR)(N + 1 - i)} \right)^{-1} \quad (4.40)$$

L'équation (4.39) est une expression approximative pour ( $SCR > 10\text{dB}$ ) car dans *CUT*, nous avons supposé que le clutter suit la distribution Rayleigh mais avec une puissance moyenne égale à celle de la distribution Weibull dans les cellules de référence.

#### 4. 4 DETECTION DISTRIBUEE ML-CFAR et OS-CFAR DANS UN CLUTTER WEIBULL

La structure parallèle du système de détection distribuée ML-CFAR avec un centre de fusion de données est montrée dans la Figure 4.3. Dans ce système, le traitement du signal est réalisé au niveau des senseurs locaux et ensuite les décisions binaires correspondantes sont transmises vers un processeur central. Nous supposons que les observations des  $n$  détecteurs sont indépendantes et chaque senseur ayant un facteur d'échelle  $a_i$ , une fenêtre de référence de taille  $N_i$  et un rang  $K_i$  pour  $i=1, 2, \dots, n$ . Dans le cas général, les décisions partielles sont combinées pour produire une décision globale selon la règle de fusion sélectionnée  $k$  parmi  $n$  et la cible est déclarée présente si au moins  $k$  parmi  $n$  détecteurs font une même décision. Le rang  $k$  est choisi entre 1 et  $n$  dont  $k=1$  et  $k=n$  représente respectivement les règles de fusion "OR" et "AND". L'expression de la  $P_{FA}$  globale ( $P_{FAi}$ ) est donnée par [14]

$$P_{FAi} = \sum_{i=k}^n \left\{ \left( \sum_{p=0}^{i-k} (-1)^p \binom{i}{p} \right) \left( \sum_{q=1}^{n-i+1} P_{FAq} \left( \sum_{r=q+1}^{n-i+2} P_{FAr}(\dots) \right) \right) \right\} \quad (4.41)$$

où  $P_{FAi}$  est la  $P_{FA}$  du senseur local pour  $i=1, \dots, n$ .

Pour un cas particulier de la règle de fusion "AND" ( $k=n$ ),  $P_{FAi}$  peut être simplifiée à partir de (4.41) comme [25]

$$P_{FAi} = \prod_{i=1}^n P_{FAi} \quad (4.42)$$

Ainsi que pour la règle de fusion "OR" ( $k=1$ ), (4.41) devient

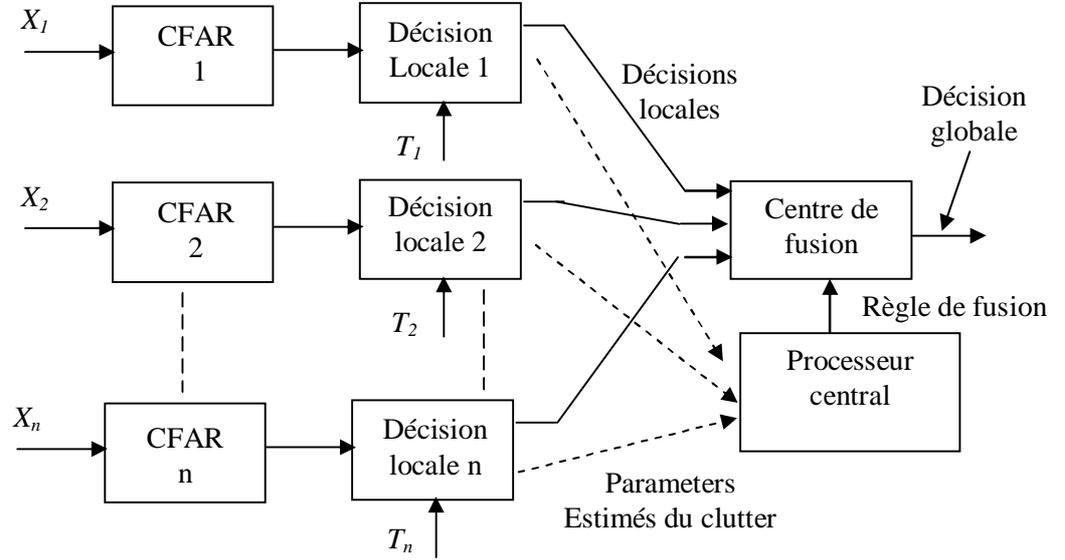
$$P_{FAi} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{FAi}) \quad (4.43)$$

Dans le cas de trois détecteurs  $n=3$ ,  $P_{FAi}$  pour la règle de fusion "MAJORITY" (i.e.,  $k=2$ ) peut être écrite à partir de (4.41) comme [25]

$$P_{FAi} = P_{FA1} \cdot P_{FA2} + P_{FA2} \cdot P_{FA3} + P_{FA1} \cdot P_{FA3} - 2P_{FA1} \cdot P_{FA2} \cdot P_{FA3} \quad (4.44)$$

Similairement, on remplace  $P_{FAi}$  par la  $P_D$  locale ( $P_{Di}$ ) dans (4.41), (4.42), (4.43) et (4.44) pour obtenir la  $P_D$  globale ( $P_{Di}$ ).

Dans le cas où le paramètre de forme de la distribution Weibull est connu *a priori*,  $P_{FAi}$  et  $P_{Di}$  pour le détecteur local ML-CFAR sont obtenues selon les expressions suivantes respectivement



**Fig. 4. 3:** Structure parallèle d'un système de détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR pour un clutter de distribution Weibull

$$P_{FAi} = \left(1 + \frac{a_i^c}{N_i}\right)^{-N_i} \quad (4.45)$$

$$P_{Di} = \frac{1}{(N_i - 1)!} \int_0^{+\infty} z^{N_i - 1} \exp \left( \frac{-a_i^2}{(1 + SCR) \Gamma \left(1 + \frac{2}{c}\right)} \left(\frac{z}{N_i}\right)^{2/c} - z \right) dz \quad (4.46)$$

Dans le cas où le paramètre de forme est inconnu, les expressions de  $P_{FAi}$  et  $P_{Di}$  sont difficiles à obtenir et les résultats doivent être obtenus à l'aide de la méthode de simulation Monte-Carlo.  $P_{FAi}$  pour le détecteur local OS-CFAR est donnée par

$$P_{FAi} = \prod_{i=1}^{K_i} \left(1 + \frac{a_i^c}{N_i + 1 - i}\right)^{-1} \quad (4.47)$$

Pour obtenir  $P_{Di}$ , on remplace  $K$ ,  $a$  et  $N$  dans (4.39) par  $K_i$ ,  $a_i$  et  $N_i$  respectivement.

#### 4. 5 OPTIMISATION DES PARAMETRES PAR L'AG

Dans cette section, on procède à l'optimisation du système de détection distribuée présenté dans la section précédente où on s'intéresse à la recherche des solutions par utilisation d'un AG. Nous observons que les expressions de  $P_{FAi}$  et de  $P_{Di}$  pour les  $n$  détecteurs ont une propriété non

linéaire. Utilisant les méthodes conventionnelles (classiques), l'optimisation se fait par le changement d'une seule variable tout en fixant les autres paramètres. En effet, ces méthodes cherchent un optimum sur toutes les combinaisons possibles des variables résultant en un temps de calcul considérable et les résultats acquis peuvent être loin de l'optimum. Dans le but d'obtenir une recherche simultanée (parallèle) de tous les paramètres, nous allons appliquer une approche pseudo-aléatoire basée sur l'AG à codage réel pour une optimisation globale du système de détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR. Dans le sens du critère de N-P, la fonction objective à minimisée par l'AG est donnée par [15,16]

$$J = w_1 \cdot |1 - P_{Di}| + w_2 \cdot |P_{FAi} - a_0| \quad (4.48)$$

où  $w_1$  et  $w_2$  sont des paramètres utilisés pour l'ajustement de la convergence de l'AG et  $a_0$  représente la valeur désirée de  $P_{FAi}$ .

Bien que l'AG a la possibilité d'effectuer une recherche globale d'un optimum, nous n'avons pas besoin de fixer aucun paramètre comme le cas des méthodes de recherche classiques. Dans l'AG, les chromosomes présentent tous les paramètres qui ont besoin d'être optimisé.

La structure du chromosome de l'AG est exprimée selon les deux vecteurs de paramètres suivant

$$Chromosome_{ML-CFAR} = [a_1, a_2, \dots, a_n]_n \quad (4.49)$$

$$Chromosome_{OS-CFAR} = [K_1, K_2, \dots, K_n; a_1, a_2, \dots, a_n]_{2n} \quad (4.50)$$

Pour déterminer les valeurs des paramètres du problème d'optimisation décrit par (4.48), l'AG à codage réel est exécuté selon les étapes suivantes: [35,36].

**Etape 1 :**

Produire une population initiale de chromosomes d'après (4.49) ou (4.50) et calculer les valeurs initiales de la fonction objective à optimiser selon (4.48)

**Etape 2 :**

Choisir une paire de chromosomes et employer par exemple l'opérateur de croisement arithmétique entier donnée par (3.23) et 3.24).

**Etape 3 :**

Employer l'opérateur de mutation sur les chromosomes résultants par l'opérateur de croisement utilisant par exemple la mutation gaussienne selon (3.28), (3.29) et (3.30).

**Etape 4 :**

D'après (3.31), appliquer les contraintes sur les chromosomes résultants par l'opérateur de mutation

**Étape 5 :**

Créer une nouvelle population et calculer ainsi les valeurs de (4.48) et passer à l'étape 2 si la convergence n'est pas atteinte.

**4. 6 ANALYSE DES PERFORMANCES**

Dans cette section, nous allons analyser les performances du système de détection distribué ML-CFAR et OS-CFAR pour une cible fluctuante selon le modèle de Swerling I dans un clutter de distribution Weibull avec un paramètre de forme variant de 0.8 (i.e., clutter pointu) à 2 (i.e., clutter de distribution Rayleigh). Dans nos simulations, on suppose que la valeur désirée de la  $P_{FAr}$  est  $a_0=10^{-5}$  dans le cas d'un paramètre de forme connu *a priori* et  $a_0=10^{-3}$  pour un paramètre de forme inconnu. L'analyse des performances de détection dans un clutter de distribution Weibull n'est pas facile à déterminer car l'expression analytique de la fdp de *CUT* est difficile à évaluer théoriquement. Les étapes d'optimisation par l'AG à codage réel décrites dans la section précédente sont appliquées ici pour obtenir les paramètres optimaux du système de détection distribué ML-CFAR et OS-CFAR. Une population initiale d'environ 100 chromosomes aléatoires est générée et les intervalles de variation de  $\alpha_i$  et  $K_i$  sont  $[0, 100]$  et  $[0, N_i]$  respectivement où  $\alpha_i$  est réel et  $K_i$  est entier. Pour assurer la convergence de l'AG, les valeurs des poids  $w_1$  et  $w_2$  de l'équation (4.48) sont fixées à 1 et  $1/\alpha_0$  respectivement. Pendant toutes les simulations ci-dessous, l'optimisation off-ligne est appliquée aux paramètres du système pour un nombre de génération égale à 200.

Avant d'analyser les performances dans le cas d'un environnement de clutter homogène, nous testons d'abord l'influence de la valeur du *SCR* sur l'optimisation de la fonction objective (4.48). Comme montré dans la Figure 4. 4, les courbes obtenues de la  $P_{Dr}$  pour deux détecteurs ML-CFAR avec la règle de fusion "AND" sont quasiment identiques. On peut alors conclure que le *SCR* est certainement un paramètre dans (4.48) mais d'après quelques tests effectués sur la maximisation de  $P_{Dr}$ , une valeur du *SCR* égale à 20dB peut être choisie dans (4.48) dans la procédure d'optimisation par l'AG pour l'analyse des performances. La Figure. 4.5 montre la performance de détection en fonction du paramètre de forme,  $c$ , pour deux détecteurs non identiques ML-CFAR ( $N_1=16$  et  $N_2=32$ ) avec la règle de fusion "OR ". Nous observons que  $P_{Dr}$  est une fonction croissante en fonction de,  $c$ . Ceci veut dire que si le clutter devient pointu (i.e., le clutter possède plusieurs pics) ce qui correspond à une mère agitée, il y a une dégradation dans la  $P_{Dr}$  par rapport au cas d'un clutter de type Rayleigh ( $c=2$ ) qui peut représenter une mer calme. Le Tableau.4.1 montre les valeurs optimales de  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  trouvées par l'AG après un nombre de génération plus de 400 et avec  $c$  comme paramètre. Dans le cas d'utilisation de trois détecteurs identiques ML-CFAR, la Figure 4.6 représente  $P_{Dr}$  pour la règle de fusion "AND". Quand  $N_1=N_2=N_3$ , nous obtenons par l'AG  $\alpha_1=\alpha_2= \alpha_3$  pour chaque valeur de  $c$  comme montré dans le Tableau 4.2. La Figure 4.7 illustre les performances de détection dans le cas de trois détecteurs non identiques

( $N_1=16$ ,  $N_2=24$  et  $N_3=32$ ) pour la règle de fusion "MAJORITY". Nous arrivons toujours par l'AG à  $\alpha_1 \neq \alpha_2 \neq \alpha_3$  comme indiqué dans le Tableau 4.3. A partir des courbes de  $P_{D_i}$  présentées dans les Figures 4.8 et 4.9, nous observons que pour un clutter pointu ( $c=0.8$ ), la performance obtenue par la règle de fusion "MAJORITY" est supérieure quand le  $SCR$  dépasse certaines valeurs ( $SCR > 20\text{dB}$ ) d'une part et d'autre part, quand la fdp du clutter tend vers à être Rayleigh ( $c > 1.6$ ), la performance devient meilleure si on utilise la règle de fusion "OR". Pour que une  $P_{D_i}$  soit maximale, on peut constater que le choix de la règle de fusion est fonction de l'état du clutter.

Dans le cas où le paramètre de forme est inconnu, nous utilisons la méthode de simulation Monte-Carlo pour représenter les performances du système de détection distribuée ML-CFAR avec les règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". Les résultats sont obtenus à partir de  $10^5$  expériences Monte-Carlo correspond à  $b=1$  et  $c$  varie de 0.8 à 2. Pour une comparaison des performances obtenues par deux et trois senseurs, il est clair à partir de la Figure 4.10, que si le système comporte plus de senseurs, la performance de détection sera meilleure. La Figure 4.11 illustre les performances de détection pour trois senseurs non identiques ML-CFAR ( $N_1=16$ ,  $N_2=24$  et  $N_3=32$ ) avec la règle de fusion "OR". Il est bien clair que les meilleures performances apparaissent quand  $c$  est important dont le Tableau 4.5 donne les valeurs optimales obtenues par l'AG. La Figure 4.12 montre que la performance de détection utilisant la règle de fusion "OR" est meilleure par rapport à la performance obtenue par les règles "AND" et "MAJORITY" si le  $SCR$  dépasse quelques valeurs. Le Tableau 4.6 montre les valeurs optimales des paramètres trouvées par l'AG.

Dans le cas de présence de cibles interférentes, notre simulation commence par la comparaison de l'expression approximative de  $P_D$  du détecteur OS-CFAR utilisant l'équation (4.39) avec la  $P_D$  estimée par la méthode de simulation Monte-Carlo. D'après les deux courbes représentées dans la Figure 4.13, on peut constater que la courbe de  $P_D$  obtenue par la méthode de Monte-Carlo est légèrement supérieure à la courbe obtenue par l'équation (4.39) pour des  $SCR$  plus de 10dB. Cette petite différence est due à l'influence de la valeur du  $SCR$  sur la supposition du modèle Rayleigh du clutter dans la  $CUT$  ainsi que la valeur de  $c$  ( $c=1$  clutter pointu). On peut conclure alors que l'équation (4.39) décrit approximativement la  $P_D$  du détecteur OS-CFAR pour  $SCR > 10\text{dB}$  avec le paramètre de forme de la distribution Weibull connu *a priori* et la cible fluctuante suivant le modèle de Rayleigh. Dans le cas de trois détecteurs non identiques OS-CFAR avec la règle de fusion "OR", nous pouvons aussi remarquer dans la Figure 4.14 qu'une valeur de 20dB du  $SCR$  utilisée dans (4.48) provoque une meilleure performance. La Figure 4.15 illustre les résultats des performances de détection de deux senseurs non identiques OS-CFAR avec les règles de fusion "AND". Les paramètres du système  $a_i$  et  $K_i$  sont optimisée par l'AG et ses valeurs sont montrées dans le Tableau 4. 7. Il est clairement montré que la performance de détection est améliorée quand  $c$  est important. Les résultats des performances de détection pour trois senseurs identiques OS-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY" sont représentés dans la Figure 4.16.

Généralement, la valeur de  $a_i$  décroît quand  $c$  augmente mais on peut constater que la valeur optimale du rang  $K_i$  obtenu par l'AG pour chaque détecteur est environ de  $3N_i/4$ . Pour trois détecteurs non identique OS-CFAR, la Figure 4.17 montre que la meilleure performance est obtenue si on utilise la règle de fusion "MAJORITY" dans le centre de fusion de données. Le Tableau 4.9 indique les valeurs des paramètres optimisés par l'AG dans cette étude.

La règle "OR"				
$a_0$	$c$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$P_{FAI}$
$10^{-5}$	0.8	35.4851	32.1209	1.0005E-5
$10^{-5}$	1.2	14.6054	8.9641	9.9942E-6
$10^{-5}$	1.6	7.5307	4.1792	9.9995E-6
$10^{-5}$	2	4.3440	3.8158	1.0000E-5

**Tab. 4. 1:** Valeurs optimales de  $\alpha_i$  pour 2 détecteurs ML-CFAR avec la règle "OR",  $a_0=10^{-5}$ ,  $N_1=16$  et  $N_2=32$ .

La règle "AND"			
$a_0$	$c$	$\alpha_1=\alpha_2=\alpha_3$	$P_{FAI}$
$10^{-5}$	0.8	6.2587	9.9999E-6
$10^{-5}$	1.2	3.3961	9.9999E-6
$10^{-5}$	1.6	2.5017	9.9999E-6
$10^{-5}$	2	2.0825	1.0000E-5

**Tab. 4. 2:** Valeurs optimales de  $\alpha_i$  pour 3 détecteurs ML-CFAR avec la règle "AND",  $a_0=10^{-5}$  et  $N_1=N_2=N_3=16$ .

La règle "MAJORITY"					
$\alpha_0$	$c$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$P_{FAI}$
$10^{-5}$	0.8	9.9958	13.6330	13.1203	1.0119E-5
$10^{-5}$	1.2	7.0502	4.1022	5.4982	1.0039E-5
$10^{-5}$	1.6	2.7569	3.7540	5.0659	9.99971E-6
$10^{-5}$	2	2.3905	2.6765	3.9263	9.9985E-6

**Tab. 4. 3:** Valeurs optimales de  $\alpha_i$  pour 3 détecteurs ML-CFAR avec la règle "MAJORITY",  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$  et  $a_0=10^{-5}$

c	Règle de fusion	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$P_{FAI}$
0.8	"AND"	6.0660	5.4094	6.4931	1.0000E-5
	"OR"	39.3541	34.8083	30.2661	9.9998E-6
	"MAJORITY"	11.3700	13.4187	11.4775	1.0000E-5
1.6	"AND"	1.4007	2.7954	2.9479	1.0000E-5
	"OR"	7.1169	5.4128	6.4812	1.0000E-5
	"MAJORITY"	4.2550	4.8048	2.3807	9.9999E-6

**Tab. 4. 4:** Valeurs optimales de  $\alpha_i$  pour 3 détecteurs ML-CFAR avec  $N_1=16$ ,  $N_2=24$  et  $N_3=32$  et  $a_0=10^{-5}$

Règle "OR"				
c	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$P_{FAI}$
0.8	21.4891	15.6422	11.2669	9.9967E-4
1.2	16.5238	13.8408	10.3195	9.9973E-4
1.6	14.9729	13.1405	14.3363	9.9979E-4
2	12.7878	12.3813	12.5548	9.9984E-4

**Tab. 4. 5:** Valeurs optimales de  $a_i$  pour 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$  et  $N_3=32$ .

Règle de fusion	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$P_{FAI}$
"AND"	3.0307	1.7017	2.9825	1.0000E-3
"OR"	12.8987	13.4644	14.1280	9.9998E-4
"MAJORITY"	5.8039	4.7057	4.6725	1.0000E-3

**Tab. 4. 6:** Valeurs optimales de  $a_i$  pour 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $b=1$ ,  $c=2$  et  $a_0=10^{-3}$ .

Règle "AND"						
$\alpha_0$	c	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$K_1$	$K_2$	$P_{FAI}$
$10^{-5}$	0.8	7.4122	8.6670	12	24	9.9999E-6
$10^{-5}$	1.2	3.0164	4.8738	12	24	9.9970E-6
$10^{-5}$	1.6	3.1548	2.7490	12	23	1.0000E-5
$10^{-5}$	2	2.2153	2.2752	12	25	1.0000E-5

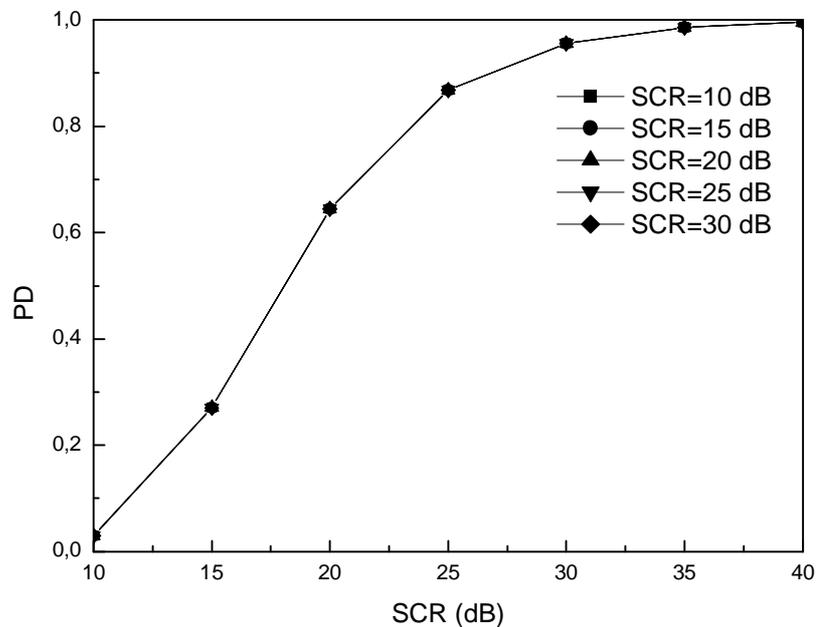
**Tab. 4. 7:** Valeurs optimales de  $a_i$  et  $K_i$  pour 2 détecteurs non identiques OS-CFAR avec  $N_1=16$ ,  $N_2=32$  et  $a_0=10^{-5}$

		Règle "MAJORITY"		
$\alpha_0$	$c$	$\alpha_i$	$K_i$	$P_{FAi}$
$10^{-5}$	0.8	13.3029	11	9.9999E-6
$10^{-5}$	1.2	5.6143	11	1.0000E-5
$10^{-5}$	1.6	3.2457	12	1.0000E-5
$10^{-5}$	2	3.0981	10	9.9999E-6

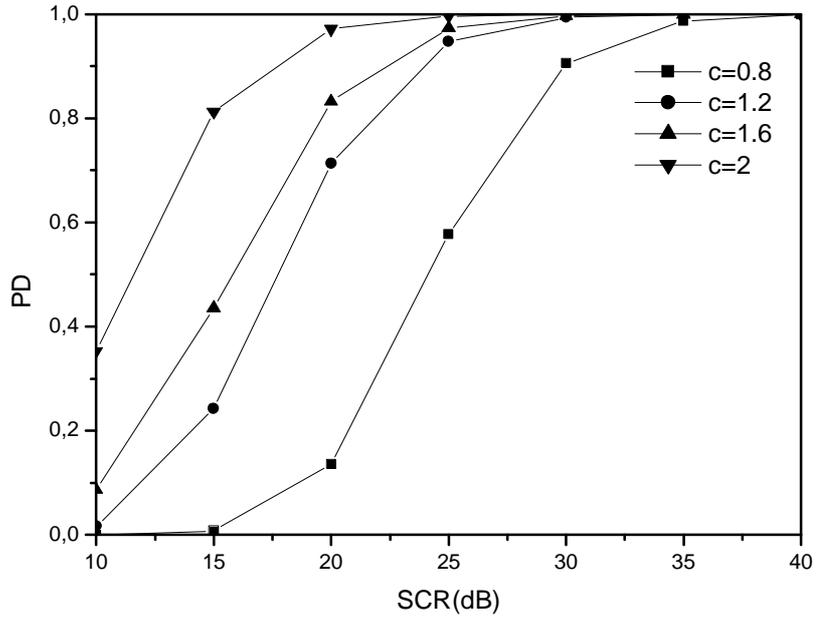
**Tab. 4. 8:** Valeurs optimales de  $\alpha_i$  et  $K_i$  pour 3 détecteurs identiques OS-CFAR avec  $\alpha_0=10^{-5}$  et  $N_1=16=N_2=N_3$ .

Règle de fusion	$\alpha_1$	$K_1$	$\alpha_2$	$K_2$	$\alpha_3$	$K_3$	$P_{FAi}$
"AND"	2.6126	13	1.9958	20	2.1149	27	1.0001E-5
"OR"	9.4218	13	6.5668	21	6.4923	27	1.0000E-5
"MAJORITY"	2.6610	14	6.5381	16	5.0081	23	9.9997E-6

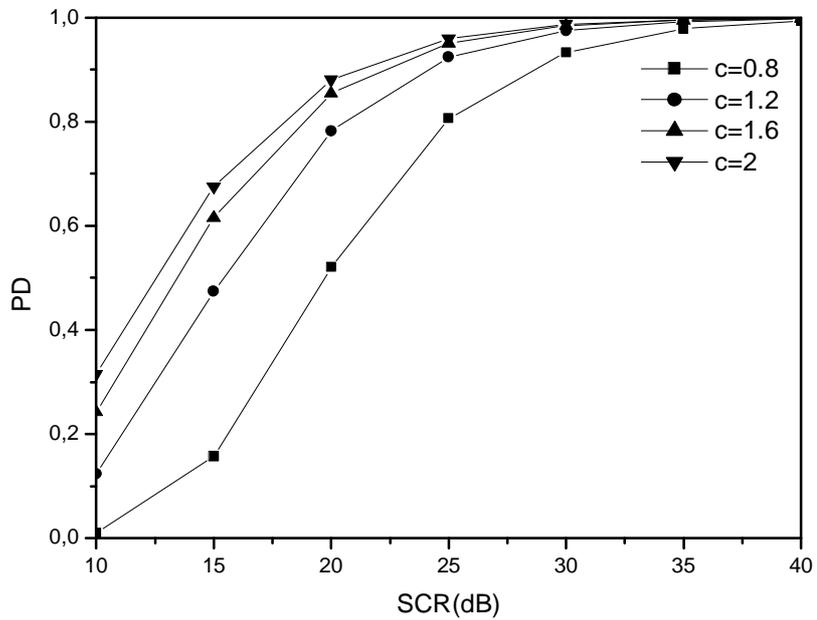
**Tab. 4. 9:** Valeurs optimales de  $\alpha_i$  et  $K_i$  pour 3 détecteurs non identiques OS-CFAR avec  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $c=1.2$  et  $\alpha_0=10^{-5}$ .



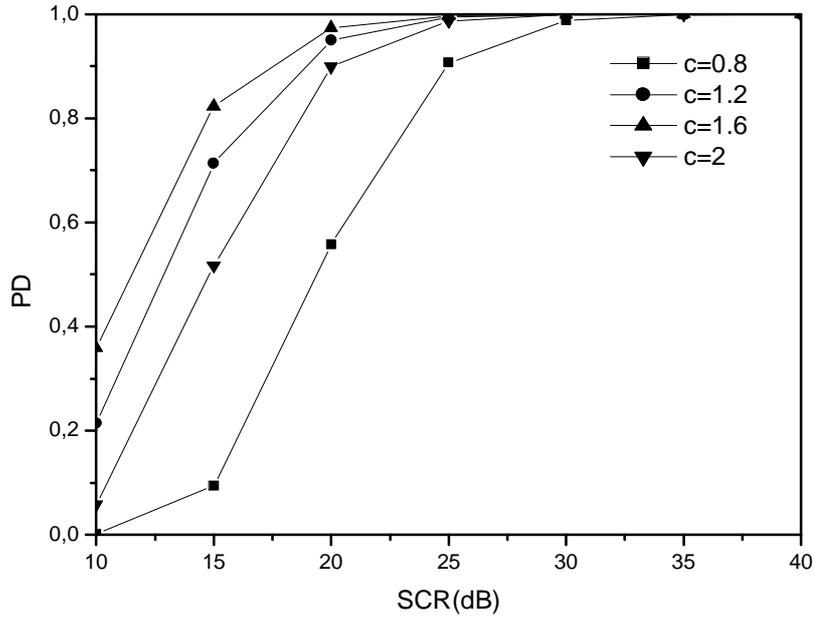
**Fig. 4. 4:** Effet de la valeur du SCR utilisée dans l'optimisation sur la performance de 2 détecteurs ML-CFAR avec  $n=2$ ,  $c=1$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ , règle de fusion "AND" et  $\alpha_0=10^{-5}$



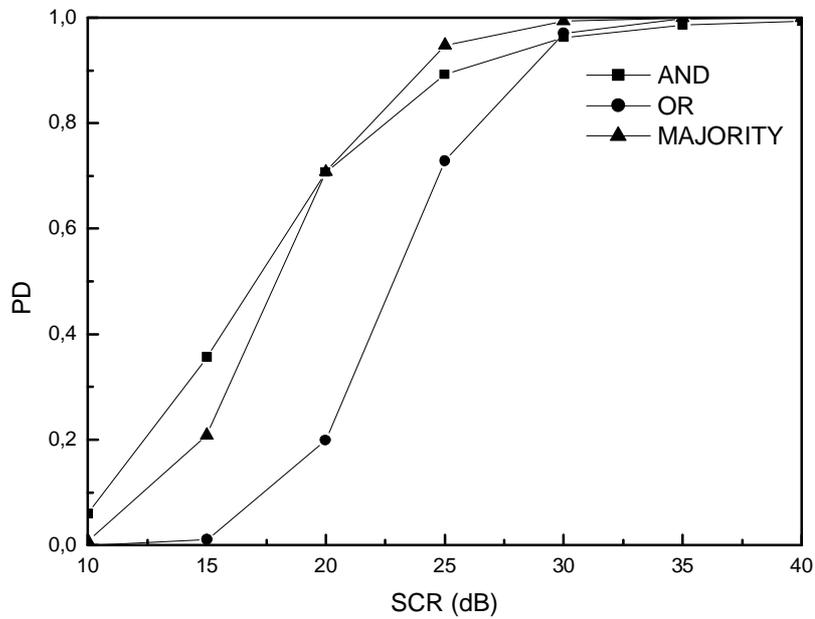
**Fig. 4. 5:** Performance de 2 détecteurs non identiques ML-CFAR avec la règle de fusion "OR",  $N_1=16$ ,  $N_2=32$  et  $a_0=10^{-5}$



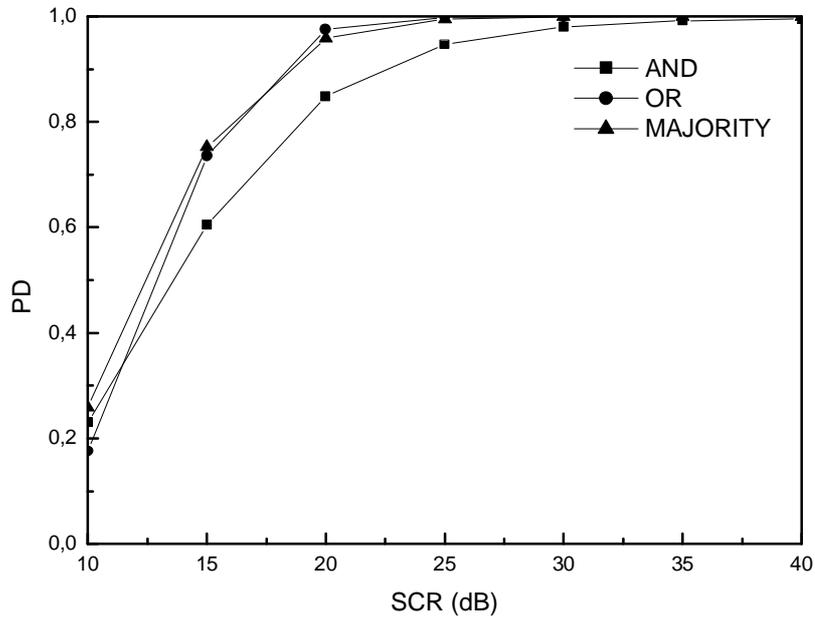
**Fig. 4. 6:** Performance de 3 détecteurs identiques ML-CFAR avec la règle de fusion "AND",  $N_1=N_2=N_3=16$  et  $a_0=10^{-5}$



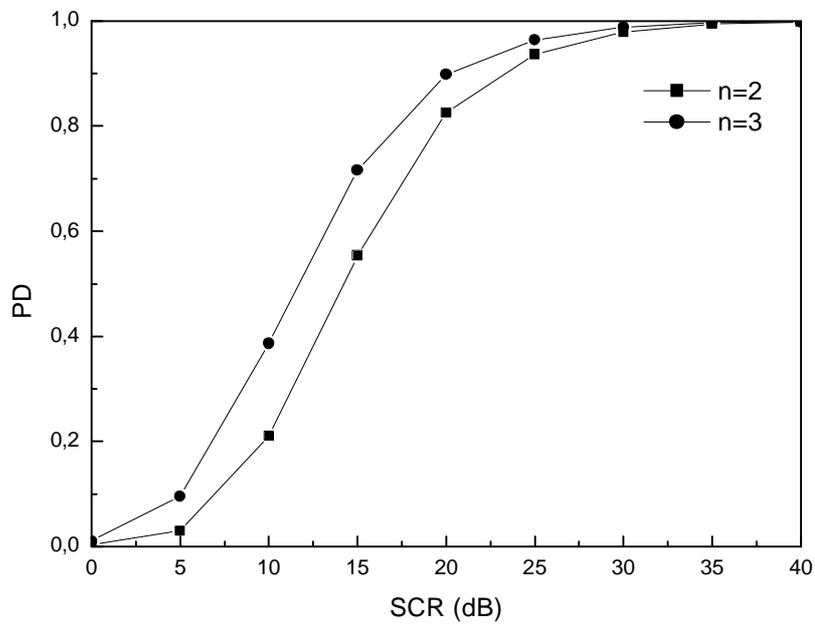
**Fig. 4. 7:** Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY",  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$  et  $\alpha_0=10^{-5}$ .



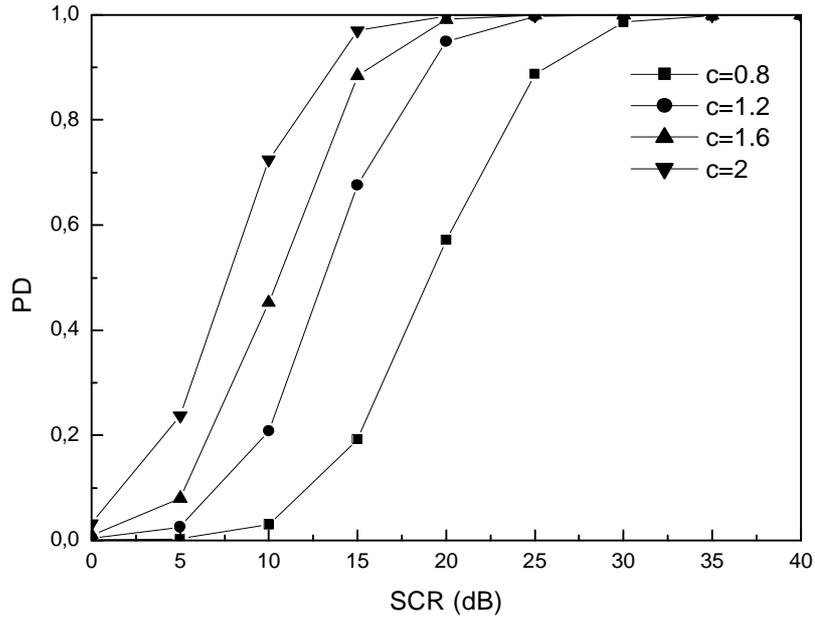
**Fig. 4. 8:** Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $c=0.8$  et  $\alpha_0=10^{-5}$ .



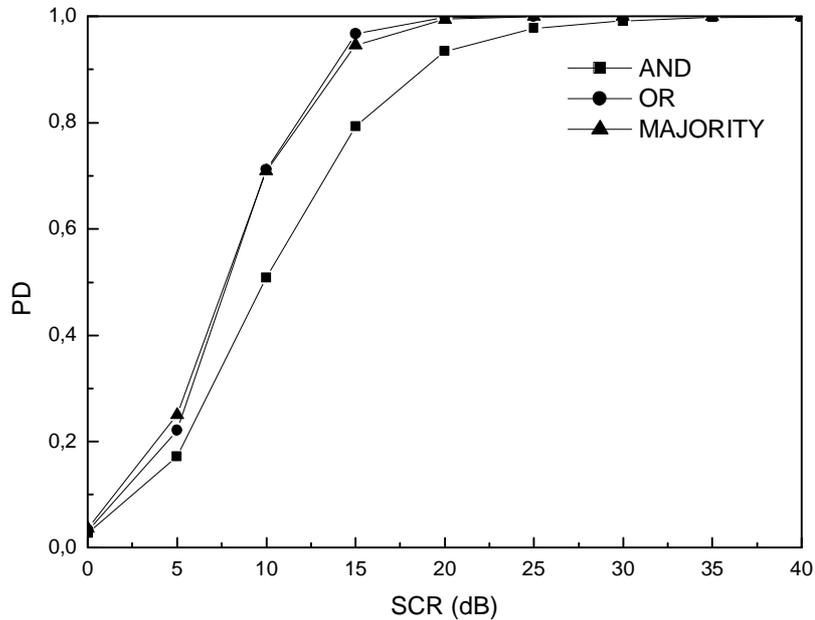
**Fig. 4. 9:** Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $c=1.6$  et  $\alpha_0=10^{-5}$ .



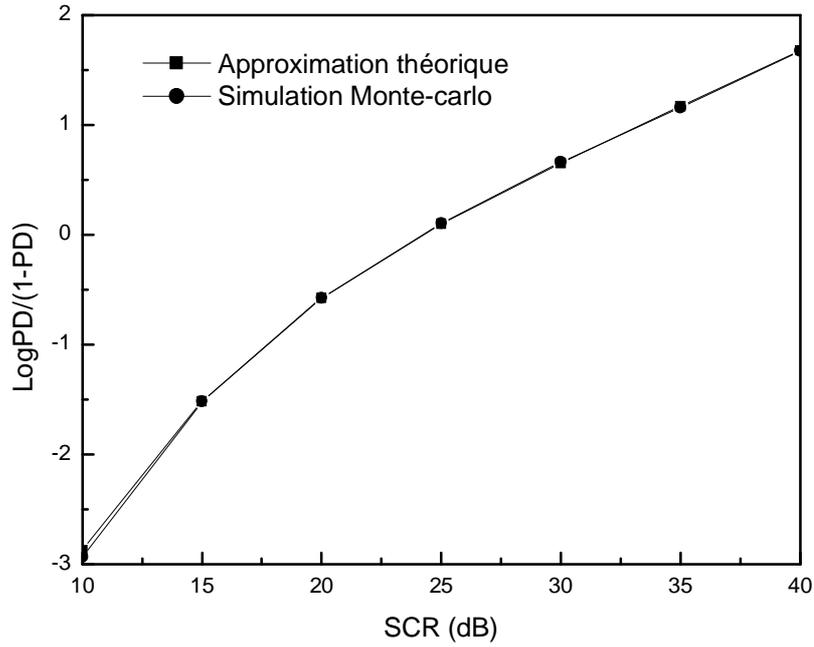
**Fig. 4. 10:** Performance de 2 et 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, la règle de fusion "AND",  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $b=1$ ,  $c=0.8$  et  $a_0=10^{-3}$ .



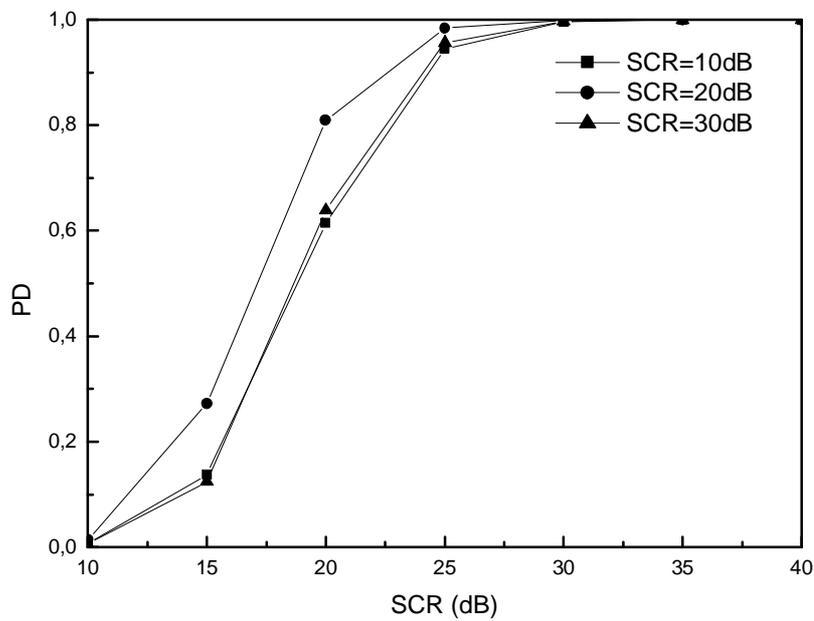
**Fig. 4. 11:** Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, la règle de fusion "OR",  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $b=1$  et  $a_0=10^{-3}$



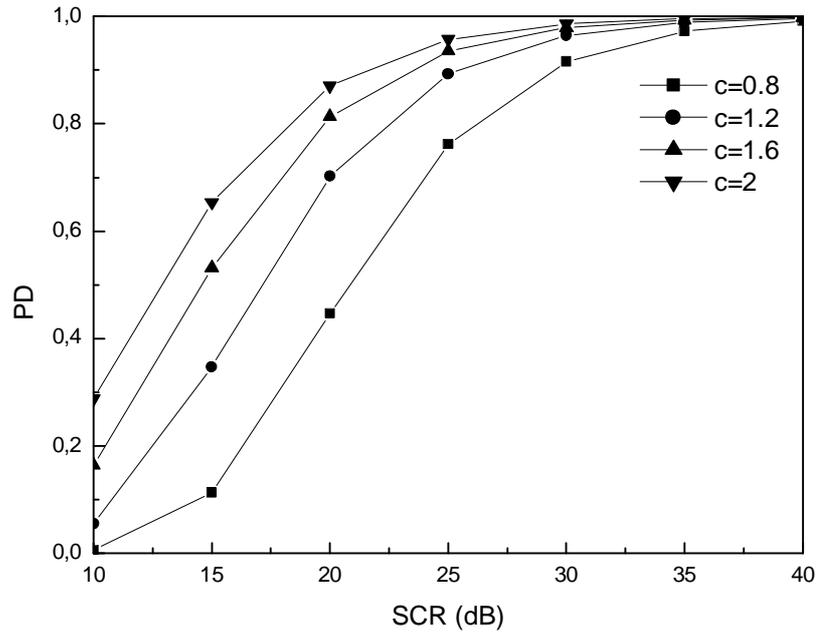
**Fig. 4. 12:** Performance de 3 détecteurs non identiques ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $b=1$ ,  $c=2$  et  $a_0=10^{-3}$



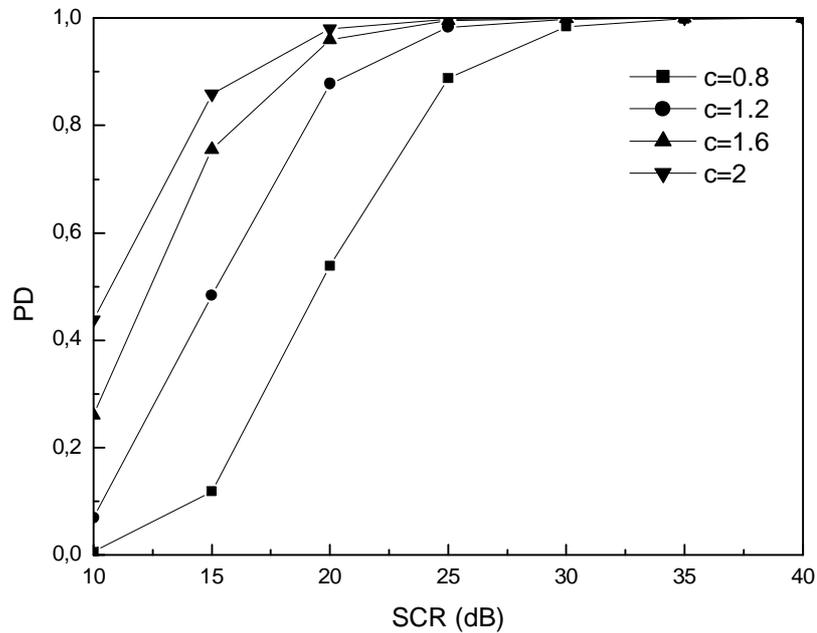
**Fig. 4.13:**  $\text{Log } P_{D_i}/(1-P_{D_i})$  en fonction du SCR pour le détecteur OS-CFAR avec  $c=1$ ,  $N=16$ ,  $K=3N/4$  et  $\alpha_0=10^{-5}$



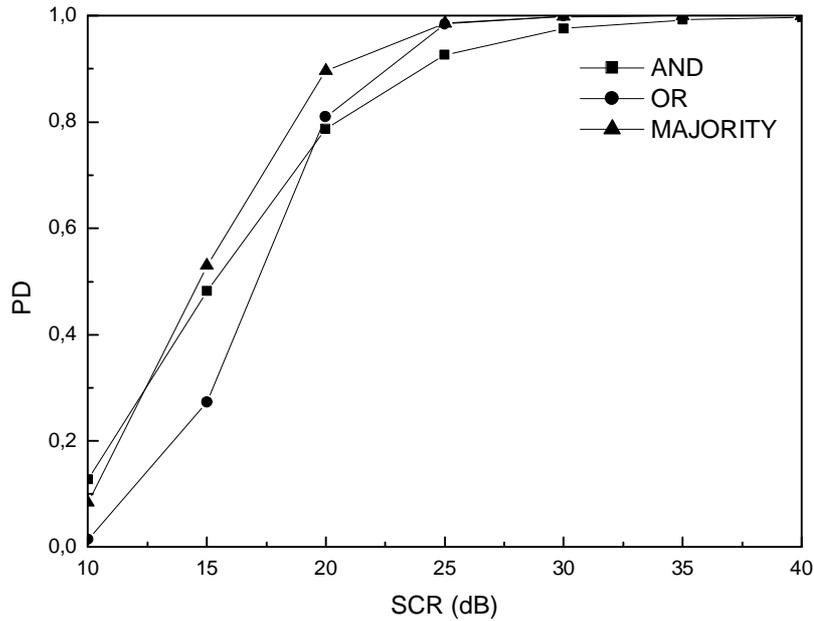
**Fig. 4.14:** Effet de la valeur du SCR utilisée dans l'optimisation sur la performance de 3 détecteurs OS-CFAR avec la règle de fusion "OR",  $c=1.2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$  et  $\alpha_0=10^{-5}$



**Fig. 4. 15:** Performance de 2 détecteurs non identiques OS-CFAR avec la règle de fusion "AND",  $N_1=16$ ,  $N_2=32$  et  $a_0=10^{-5}$



**Fig. 4. 16:** Performance de 3 détecteurs identiques OS-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY",  $N_1=N_2=N_3=16$  et  $a_0=10^{-5}$



**Fig. 4.17:** Performance de 3 détecteurs non identiques OS-CFAR avec  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $c=1.2$  et  $\alpha_0=10^{-5}$ .

#### 4. 7 CONCLUSION

Nous avons examiné les performances de la détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR optimisée par l'utilisation d'un AG à codage réel dans un environnement homogène et non homogène respectivement pour un clutter de distribution Weibull. Le modèle statistique de la cible est considéré de type Swerling I et le paramètre de forme de la distribution Weibull est supposé connu *a priori* et inconnu. Nous avons montré qu'il était difficile d'obtenir une expression analytique de la probabilité de détection des deux détecteurs ML-CFAR et OS-CFAR pour un clutter Weibull. Pour contourner ce problème, nous avons supposé pour des SCR élevés plus de 10dB que la cellule sous test, CUT, contient un clutter de distribution Rayleigh mais il a la même puissance que le clutter Weibull dans les cellules de référence. La méthode de simulation Monte-Carlo est utilisée pour l'analyse des performances de détection pour le cas où les deux paramètres d'échelle et de forme sont inconnus. Deux et trois senseurs ML-CFAR et OS-CFAR sont considérés avec les règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". Les méthodes d'optimisation classiques cherchent un optimum sur toutes les combinaisons possibles des variables produisant un temps de calcul très important et les résultats acquis peuvent être loin de l'optimum. Utilisant l'AG, tous les paramètres du système sont directement codés en chromosomes décimaux et ils peuvent être optimisés simultanément. Dans le but d'obtenir une performance maximale, les résultats de simulation sont présentés et nous pouvons conclure que le choix de la règle de fusion est fonction de l'agitation de la mer caractérisée par le paramètre de forme de la distribution Weibull.

---

## Chapitre 5

### *Détecteurs FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR Dans un Clutter Weibull*

---

#### **Résumé**

*Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche basée sur la technique des FNN pour l'optimisation de la détection CFAR dans un clutter Weibull. Les seuils des détecteurs proposés FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR ayant des poids qui sont ajustés par l'AG. Prenant les poids optimums de ce dernier, la détection distribuée FNN-ML-CFAR est aussi examinée en optimisant uniquement les centres des fonctions d'appartenances de la sortie de l'estimateur pour chaque senseur. Pour tester l'efficacité des détecteurs proposés, les performances de détection sont comparées devant les détecteurs conventionnels ML-CFAR et CML-CFAR dont les résultats de simulation sont trouvés pour différentes conditions du système de détection.*

#### **5. 1 Introduction**

#### **5. 2 Détecteurs FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR**

#### **5. 3 Détection distribuée FNN-ML-CFAR**

#### **5. 4 Analyse des performances**

#### **5. 5 Conclusion**

## 5. 1 INTRODUCTION

Comme montré dans le chapitre précédent, le seuil du détecteur ML-CFAR est pris selon l'estimation ML du paramètre d'échelle et du paramètre de forme de la distribution Weibull. Cependant, cet estimateur du seuil avec un seul paramètre (facteur du seuil) a une caractéristique non linéaire en fonction des paramètres estimés. En outre, cette relation entrée/sortie est incapable de traiter les données floues en particulier dans le cas d'un environnement de clutter pointu. Pour améliorer les performances des détecteurs classiques ML-CFAR et CML-CFAR sous différentes situations, il est intéressant d'intégrer un système intelligent non linéaire et adaptatif pour l'estimation en temps réel les seuils de détection.

Dans le chapitre 3, nous avons présenté quelques techniques systématiques de conception des estimateurs à base d'un FNN. Dans ce chapitre, nous présentons une approche mixte qui réside dans la combinaison de deux paradigmes: le réseaux de neurones et le système d'inférence flou afin d'assurer une conception de l'estimateur de seuil de détection FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR. Dans cette approche, les grandeurs ajustables sont les poids de connexions. Dans le cas de la détection distribuée FNN-ML-CFAR, nous nous intéressons à optimiser simplement les largeurs des différents univers de discours de la sortie du FNN tout en considérant les poids optimums trouvés pour un seul détecteur. Ainsi, l'apprentissage de l'estimateur du seuil FNN consiste à déterminer les valeurs optimales de ces grandeurs en minimisant une fonction objective selon le critère de N-P. Les caractéristiques de ce problème (i.e., manque de dérivées partielles) font que les méthodes d'optimisation classiques ne peuvent pas être utilisées, pour cela on utilise les AGs.

## 5. 2 DETECTEUR FNN-ML-CFAR ET FNN-CML-CFAR

Dans cette section, on va considérer l'implémentation structurelle d'un estimateur FNN du seuil de détection ML-CFAR et CML-CFAR. Les entrées de celui-ci représentent les paramètres estimés de la distribution Weibull qui sont obtenus à partir de la résolution itérative des équations (4.5) et (4.6) pour le cas de détection dans un environnement homogène. Pour illustrer le détecteur ML-CFAR avec une immunité contre les cibles interférentes, les sorties des  $N$  cellules de référence doivent être classées dans un ordre croissant [4], i.e.,

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(K)} \leq \dots \leq x_{(N)} \quad (5.1)$$

Les estimations ML correspondantes pour  $b$  et  $c$  sont aussi données dans [9] à partir de  $N$  échantillons,  $x_i, i=1, \dots, N$ . Pour obtenir  $\hat{c}$ , nous résolvons itérativement l'équation

$$\frac{(N-K)x_{(K)}^{\hat{c}} \ln x_{(K)} + \sum_{j=1}^K x_{(j)}^{\hat{c}} \ln x_{(j)}}{(N-K)x_{(K)}^{\hat{c}} + \sum_{j=1}^K x_{(j)}^{\hat{c}}} - \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \ln x_{(j)} = \frac{1}{\hat{c}} \quad (5.2)$$

Pour obtenir  $\hat{b}$ , on remplace  $\hat{c}$  dans l'équation suivante :

$$\hat{b} = \left\{ \frac{1}{K} \left[ (N - K)x_{(K)}^{\hat{c}} + \sum_{j=1}^K x_{(j)}^{\hat{c}} \right] \right\}^{1/\hat{c}} \quad (5.3)$$

Comme le cas de détection ML-CFAR avec le paramètre de forme inconnu, le seuil de détecteur CML-CFAR prend aussi la forme suivante [9]

$$T = \hat{b} a^{1/\hat{c}} \quad (5.4)$$

où  $a$  est un facteur d'échelle qui doit être ajusté pour obtenir la valeur désirée de la  $P_{FA}$

Malheureusement, nous ne pouvons pas obtenir dans ce cas les expressions analytiques de  $P_{FA}$  et de  $P_D$  car la forme compacte de l'expression du test statistique est difficile à déterminer. Dans ce cas, les simulations de Monte-Carlo sont indispensables pour analyser les résultats de simulations. Les détecteurs proposés FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR sont illustrés dans la Figure 5.1 où  $\hat{b}$  et  $\hat{c}$  sont obtenus à partir des équations (4.5) et (4.6) pour le cas non censuré et les équations (5.2) et (5.3) pour le cas censuré. La décision binaire de l'absence ou la présence de la cible s'effectue par comparaison de la sortie de l'estimateur du seuil FNN avec le contenu de la CUT. Dans le sens du critère de N-P, l'AG à codage réel est appliqué ici pour ajuster l'ensemble des paramètres de l'estimateur FNN en minimisant la fonction objective (fitness function) suivante [15,16].

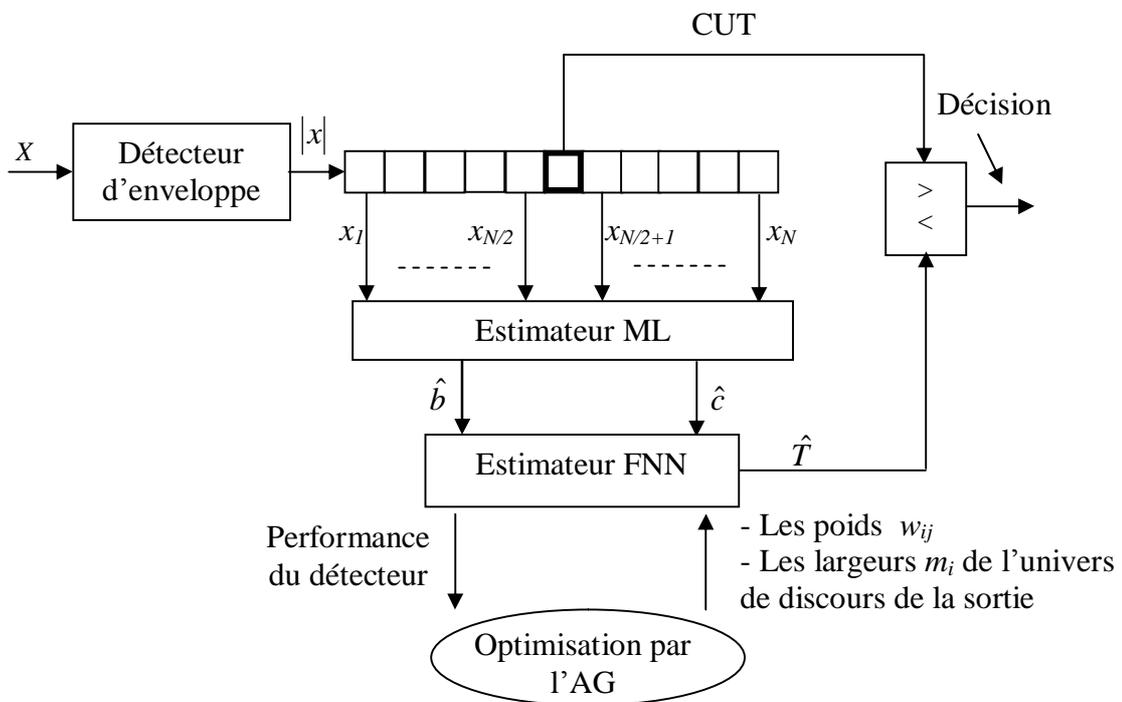
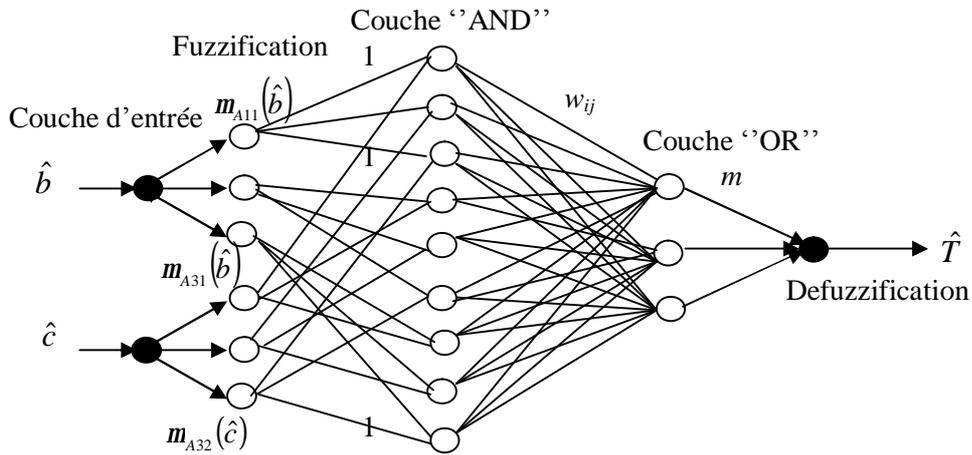


Fig. 5. 1: Détecteurs FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR dans un clutter Weibull

$$J = w_1 \cdot |1 - P_D| + w_2 \cdot |P_{FA} - a_0| \quad (5.5)$$

où  $w_1$  et  $w_2$  sont des paramètres utilisés pour l'ajustement de la convergence de l'AG et  $a_0$  représente la valeur désirée de la  $P_{FA}$ .

En se basant sur la structure d'un FLP (MISO) (voir Figure 3.7), le réseau qu'on va adopter dans cette section consiste en cinq couches comme montré dans la Figure 5.2, une couche d'entrée, une couche de fuzzification, une couche de neurones "AND", une couche de neurones "OR" et une couche de défuzzification [37,38]. Chaque neurone de ces couches réalise une fonction particulière sur ses signaux d'entée utilisant un ensemble de paramètres spécifique à ce neurone. Le choix de cette fonction (i.e., fuzzification, règles d'inférence ou défuzzification) dépend de la fonction totale que le réseau est sensé réaliser.



**Fig. 5. 2:** Estimateur FNN du seuil de détection  
FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR

**(i) Couche d'entrée:** cette couche contient deux neurones qui correspondent au nombre de variables réel d'entrée de l'estimateur (i.e.,  $\hat{b}$  et  $\hat{c}$ ). Aucune opération n'est effectuée au niveau de cette couche.

**(ii) Couche de fuzzification :** Pour chaque variable d'entrée, les neurones de cette couche déterminent les valeurs des fonctions d'appartenances triangulaires (l'attribut de  $\hat{b}$  et  $\hat{c}$ ) définies par les paramètres  $l_{ij}$  (left),  $c_{ij}$  (center) et  $r_{ij}$  (right) comme montré dans la Figure 5.3 [37]. Chaque neurone,  $i$ , reçoit une seule entrée,  $j$ , à partir de la couche d'entrée (pour  $i=1, 2, 3$  et  $j=1, 2$ ) et génère à la fin une sortie donnée par:

$$m_{A_{i1}}(\hat{b}) = \begin{cases} \frac{\hat{b} - l_{A_{i1}}}{c_{A_{i1}} - l_{A_{i1}}} & \text{si } l_{A_{i1}} < \hat{b} < c_{A_{i1}} \\ \frac{\hat{b} - r_{A_{i1}}}{c_{A_{i1}} - r_{A_{i1}}} & \text{si } c_{A_{i1}} < \hat{b} < r_{A_{i1}} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}, i=1, \dots, 3 \quad (5.6)$$

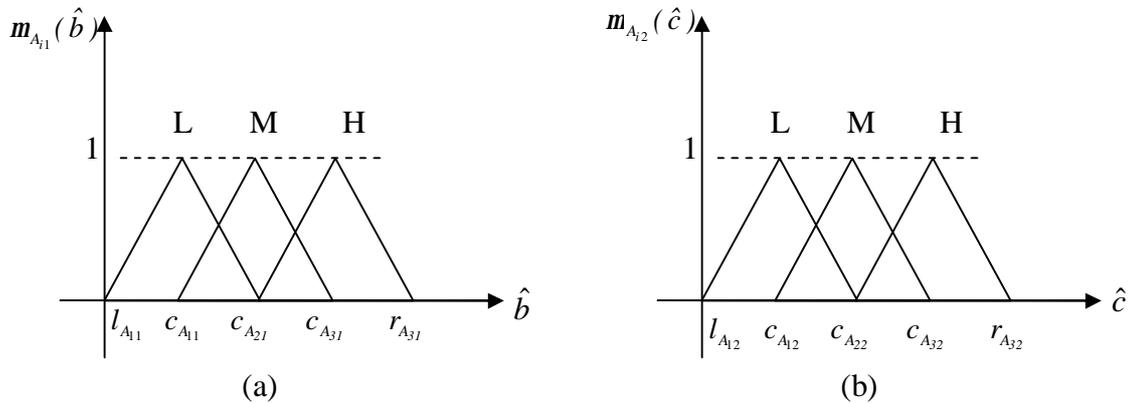
et

$$m_{A_{i2}}(\hat{c}) = \begin{cases} \frac{\hat{c} - l_{A_{i2}}}{c_{A_{i2}} - l_{A_{i2}}} & \text{si } l_{A_{i2}} < \hat{c} < c_{A_{i2}} \\ \frac{\hat{c} - r_{A_{i2}}}{c_{A_{i2}} - r_{A_{i2}}} & \text{si } c_{A_{i2}} < \hat{c} < r_{A_{i2}} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}, i=1, \dots, 3 \quad (5.7)$$

où  $A_i$ ,  $i=1,2$  et  $3$  représente les valeurs linguistiques LOW (L), MEDIUM (M) ou HIGH (H) respectivement.

Dans cette couche, nous utilisons trois fonctions d'appartenances triangulaires et symétriques comme illustrées dans la Figure 5.3, i.e.,

$$\begin{cases} c_{A_{11}} = l_{A_{21}}, r_{A_{11}} = c_{A_{21}} = l_{A_{31}} \text{ et } r_{A_{21}} = c_{A_{31}} \\ c_{A_{12}} = l_{A_{22}}, r_{A_{12}} = c_{A_{22}} = l_{A_{32}} \text{ et } r_{A_{22}} = c_{A_{32}} \end{cases} \quad (5.8)$$



**Fig. 5. 3:** Fonctions d'appartenances triangulaires  
(a) l'entrée  $\hat{b}$ , (b) l'entrée  $\hat{c}$

**(iii) Couche de neurones ‘AND’** : Chaque neurone de cette couche représente une règle floue, donc cette couche comprend un nombre de neurones ‘AND’ égal au nombre des règles possibles. L’opération logique ‘AND’ réalisée par ce neurone effectue le produit algébrique. Ainsi la sortie du  $k^{\text{ème}}$  neurone est donnée par un vecteur de dimension  $n_1=9$ , [37]. D’où

$$u_{AND} = [m_{A_{11}}(\hat{b}).m_{A_{12}}(\hat{c}), m_{A_{11}}(\hat{b}).m_{A_{22}}(\hat{c}), \dots, m_{A_{31}}(\hat{b}).m_{A_{32}}(\hat{c})] \quad (5.9)$$

Les poids des neurones de cette couche sont fixés à ‘1’ et ne sont pas ajustable.

**(vi) Couche de neurones ‘OR’** : Dans cette couche, les règles sont intégrées à travers l’opération logique ‘OR’ où chaque neurone reçoit toutes les sorties de neurones de la couche ‘AND’. L’opération logique ‘OR’ est implémenté utilisant la somme probabiliste donnée par :

$$u_{OR,j} = 1 - \prod_{i=1}^{n_1} (1 - u_{AND,i} w_{ij}), \quad \text{pour } j=1, \dots, n_2 \quad (5.10)$$

où  $n_2$  est le nombre de neurones ‘OR’,  $w_{ij}$  sont les poids de connexions entre le  $i^{\text{ème}}$  neurone ‘AND’ et le  $j^{\text{ème}}$  neurone ‘OR’.

En plus,  $n_2$  est égale au nombre de sous ensembles flous utilisés pour partitionner l’univers de discours de l’espace de sortie. Les poids de cette couche sont ajustables et ne peuvent prendre que des valeurs réelles entre zéro et un. D’où

$$w_{ij} \in [0,1] \quad \forall i, j \quad (5.11)$$

**(v) Couche de défuzzification**: Le neurone de cette couche réalise l’opération de défuzzification et le seuil de détection est pris selon la règle du centre de gravité la plus utilisée donnée par

$$\hat{T} = \frac{\sum_{i=1}^{n_2} m_i u_{OR,i}}{\sum_{i=1}^{n_2} u_{OR,i}} \quad (5.12)$$

où  $m_i$  pour  $i=1, \dots, n_2$  représentent les centres des fonctions d’appartenances symétriques de la sortie qui sont les poids de connexions entre la couche ‘OR’ et la couche de défuzzification.

Si on prend trois fonctions d’appartenances de sortie (i.e.,  $n_2=3$ ), nous dotons  $m_1=0$ ,  $m_2=m$  et  $m_3=2*m$ . Dans ce cas, nous avons un seul paramètre à ajuster dans cette couche. Pour les détecteurs FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR chaque chromosome est un vecteur des poids de longueur  $n_1.n_2+1$  ( $w_{ij}$  et  $m$  pour  $i=1, \dots, n_1$  et  $j=1, \dots, n_2$ ) donné par

$$\text{Chromosome} = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{n_1 n_2}, m]_{n_1 n_2 + 1} \quad (5.13)$$

### 5. 2. 1 Optimisation des paramètres par l'AG

L'idée de base de notre contribution consiste à assurer une conception de l'ensemble des règles pour un estimateur FNN du seuil. Ainsi l'optimisation de l'estimateur FNN consiste à déterminer les poids,  $w_{ij}$ ,  $i=1, \dots, n_1$  et  $j=1, \dots, n_2$  et  $m$  en minimisant la fonction objective (5.5) selon le critère de N-P et tel que les contraintes (5.11) soient vérifiées. Etant donné les paramètres des fonctions d'appartenance associées à des variables d'entrées, la taille de la population et le nombre de générations, l'optimisation par l'AG à codage réel pour les détecteurs FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR peut être décrite par les étapes suivantes: [37].

#### **Etape 1**

A la couche d'entrée, présenter les variables d'entrée ( $\hat{b}$  et  $\hat{c}$ ) et créer une population initiale des chromosomes selon (5.13).

#### **Etape 2**

- a) A la couche de fuzzification, déterminer les valeurs des fonctions d'appartenances triangulaires selon (5.6) et (5.7).
- b) A la couche "AND", déterminer les sorties des neurones "AND" selon (5.9).
- c) A la couche "OR", calculer les sorties des neurones "OR" selon (5.10).
- d) A la couche de défuzzification, évaluer la valeur du seuil selon (5.12).

#### **Etape 3**

- a) Déterminer les valeurs de la fonction objective selon (5.5).
- b) Sélectionner une paire de chromosomes et utiliser l'opérateur de croisement selon (3.23) et (3.24).
- c) Effectuer l'opérateur de mutation selon (3.28), (3.29) et (3.30).
- d) Appliquer les contraintes selon (5.11) et créer une nouvelle population.

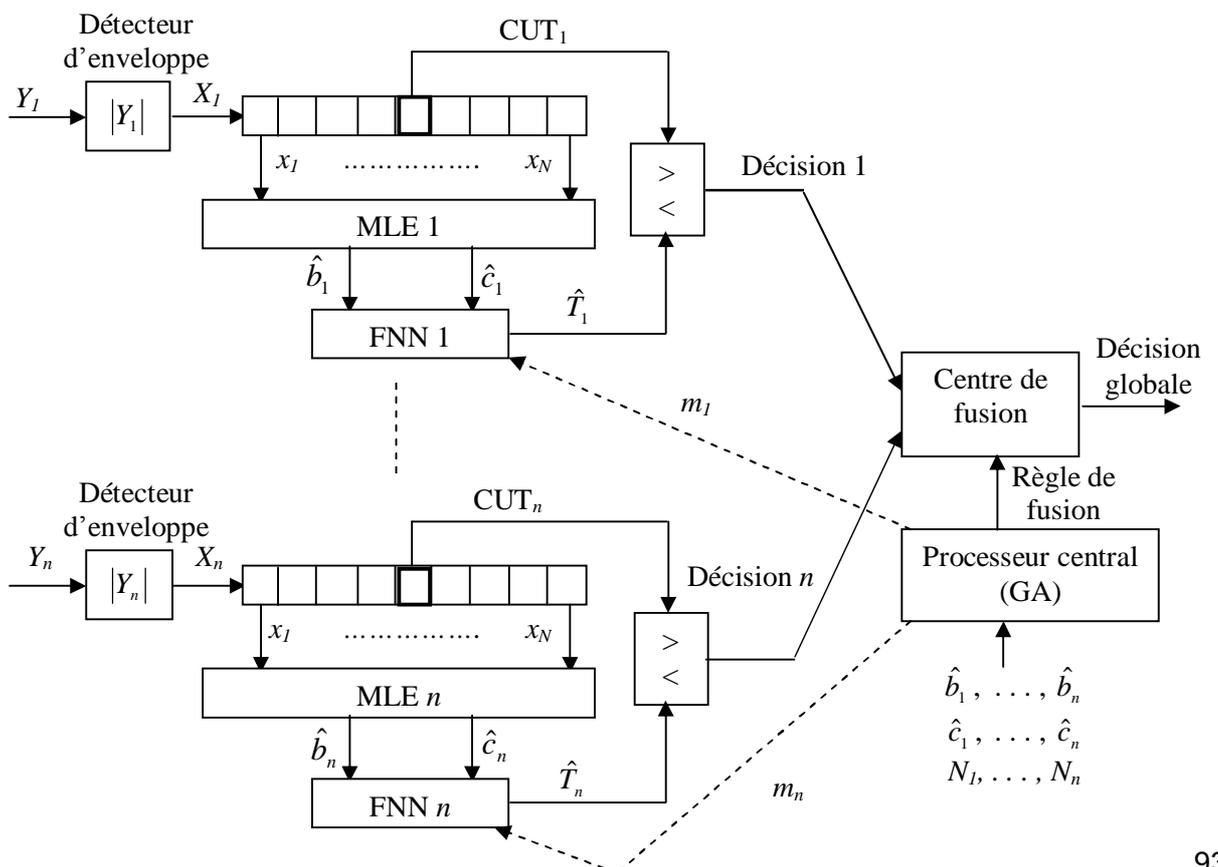
#### **Etape 4**

Aller à l'étape 2 et répéter l'ajustement des poids si la convergence n'est pas encore satisfaite et finalement sélectionner la solution optimale à partir de la population finale.

### 5. 3 DETECTION DISTRIBUEE FNN-ML-CFAR

L'approche de conception de l'estimateur FNN du seuil de détection FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR que nous avons développé dans la section précédente réside dans l'optimisation d'un ensemble de  $n_1 \times n_2 + 1$  poids. Cependant, le temps de convergence de celui-ci sera très important si on applique cette méthode pour l'analyse des performances de la détection distribuée FNN-ML-CFAR. Utilisant  $n$  senseurs avec un centre de fusion de données, le nombre de poids à ajuster devient  $(n_1 \times n_2 + 1) \times n$ . Afin de minimiser le temps de calcul, nous utilisons directement les valeurs optimales des poids,  $w_{ij}$ , trouvés pour un seul détecteur FNN-ML-CFAR et on va optimiser seulement les centres des fonctions d'appartenance de la sortie de l'estimateur FNN pour chaque senseur soit  $m_i$  pour  $i=1, \dots, n$ . Dans cette section, notre contribution consiste à améliorer les performances de la détection distribuée ML-CFAR en fonction des conditions du système de détection. La structure parallèle de la détection distribuée FNN-ML-CFAR avec un centre de fusion de données est illustrée dans la Figure 5.4. Le traitement du signal est effectué pour chaque senseur et les décisions partielles sont combinées au niveau du processeur central par une règle de fusion "AND", "OR" ou "MAJORITY" pour maintenir une décision globale. Nous supposons que chaque détecteur ayant un paramètre  $m_i$  et une fenêtre de référence de taille,  $N_i$ , pour  $i=1, \dots, n$ . Les valeurs optimales des paramètres,  $m_i$ , sont obtenues en minimisant une fonction objective selon le critère de N-P donnée par (5.5) et la structure du chromosome de l'AG est exprimée dans ce cas par le vecteur de paramètres suivant

$$Chromosome_{FNN-ML-CFAR} = [m_1, m_2, \dots, m_n]_n \quad (5.14)$$



### 5. 3. 1 Optimisation des paramètres par l'AG

Etant donné les paramètres des fonctions d'appartenances associées aux variables d'entrées ( $\hat{b}_i$  et  $\hat{c}_i$ ), la taille de la population et le nombre de générations, l'optimisation par l'AG à codage réel pour la détection distribuée FNN-ML-CFAR est réalisée suivant les étapes suivantes:

#### **Etape 1**

Présenter les variables d'entrée pour chaque senseur ( $\hat{b}_i$  et  $\hat{c}_i$ ) et créer une population initiale des chromosomes selon (5.14).

#### **Etape 2**

- a) A la couche de fuzzification, déterminer les valeurs des fonctions d'appartenances triangulaires selon (5.6) et (5.7).
- b) A la couche "AND", déterminer les sorties des neurones "AND" selon (5.9).
- c) A la couche "OR", calculer la sortie des neurones "OR" selon (5.10).
- d) A la couche de défuzzification, évaluer la valeur du seuil selon (5.12).

#### **Etape 3**

- a) Déterminer les valeurs de la fonction objective selon (5.5).
- b) Sélectionner une paire de chromosomes et utiliser les opérations de croisement et de mutation selon (3.23), (3.24), (3.28) (3.29) et (3.30) respectivement.
- c) Créer une nouvelle population après applications des contraintes sur le vecteur de paramètres.

#### **Etape 4**

Aller à l'étape 2 et répéter l'ajustement des poids si la convergence n'est pas encore satisfaite et finalement sélectionner la solution optimale à partir de la population finale.

## 5. 4 ANALYSE DES PERFORMANCES

Pour illustrer l'efficacité de l'estimateur des seuils de détection FNN, les performances des détecteurs proposés FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR sont examinées et comparées avec les performances des détecteurs conventionnels ML-CFAR et CML-CFAR analysées dans [9]. Cette approche d'optimisation est aussi utilisée pour l'analyse des performances de détection distribuée FNN-ML-CFAR tout en considérant deux et trois détecteurs non identiques avec règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". Nous supposons que le clutter est de distribution Weibull avec le paramètre de forme inconnu et la cible fluctuante selon le modèle de Swerling I. Les résultats sont

obtenus à partir de  $10^5$  expériences (trials) par la méthode de Monte-Carlo correspond aux  $b=1$ ,  $c$  varie de 0.8 (clutter pointu) à 2 (clutter Rayleigh),  $N=16$  et la valeur de la  $P_{FA}$  désirée est fixée à  $a_0=10^{-3}$ . Dans le sens du critère de N-P, l'AG à codage réel avec contraintes est appliqué pour obtenir les poids optimums de l'estimateur FNN du seuil de détection. Trois fonctions d'appartenance triangulaires et symétriques sont considérées aux variables d'entrées dont ses paramètres sont fixés dans toutes les simulations ( $l_{A_{11}} = -10$ ,  $c_{A_{11}} = 0.5$ ,  $c_{A_{21}} = 1$ ,  $c_{A_{31}} = 1.5$ ,  $r_{A_{31}} = 10$  et  $l_{A_{12}} = -10$ ,  $c_{A_{12}} = 0.5$ ),  $c_{A_{22}} = 1.75$ ,  $c_{A_{32}} = 3$ ,  $r_{A_{32}} = 10$ ). Pour un intervalle de  $c$  entre 0.8 à 2, l'apprentissage off-ligne du réseau est exécuté par l'AG en premier lieu comme donné par les étapes dans la section 5.2.1. Les intervalles de variation de  $w_{ij}$  et  $m$  sont  $[0, 1]$  et  $[0, 20]$  respectivement. Les valeurs des poids  $w_1$  et  $w_2$  de l'équation (5.5) sont fixées à 1 et  $1/\alpha_0$  respectivement. Une fois que le réseau se converge, l'optimisation par l'AG est effectuée pour une autre fois pour atteindre la  $P_{FA}$  désirée car nous avons un système de détection CFAR à deux paramètres (i.e.,  $b$  et  $c$ ).

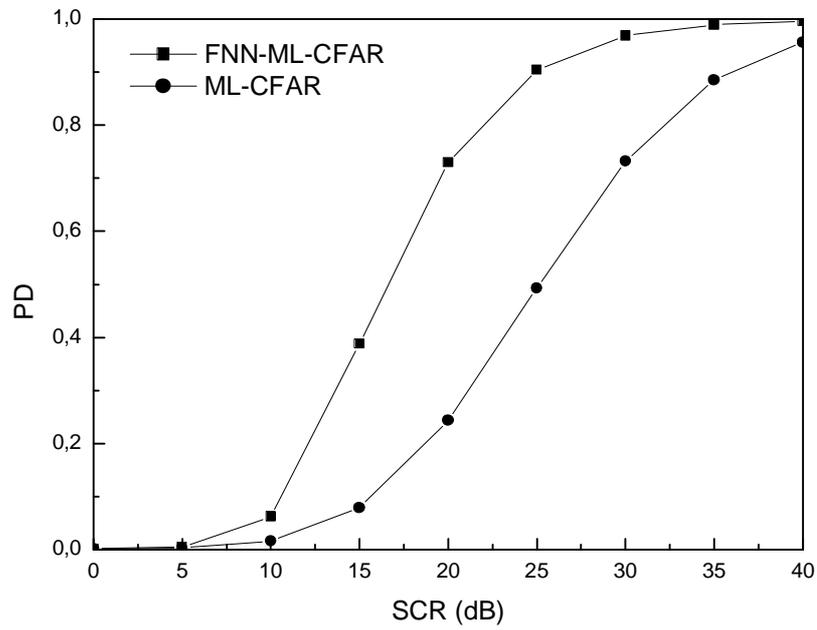
Commençant par la détection dans un environnement homogène, les performances du détecteur FNN-ML-CFAR sont comparées avec les performances du détecteur ML-CFAR. Les entrées de l'estimateur du seuil FNN sont des estimations ML de  $b$  et  $c$  données par (4.5) et (4.6). A partir des résultats illustrés dans les Figures 5.5-5.8, il est bien montré que le détecteur FNN-ML-CFAR offre des meilleures performances que le détecteur ML-CFAR pour n'importe quelle valeur de  $c$  et de  $SCR$ . Après la convergence de l'estimateur du seuil FNN, les valeurs optimales des paramètres trouvées pour chaque détecteur sont indiquées dans le Tableau 5.1. On peut observer dans ce Tableau que la valeur de la fonction fitness (équation (5.5)) pour le détecteur FNN-ML-CFAR est inférieure par rapport au détecteur ML-CFAR pour quelques soit la valeur de  $c$ . En particulier, dans le cas d'un clutter pointu, nous constatons que l'algorithme FNN-ML-CFAR est le plus performant. Cette amélioration est due à l'utilisation d'un estimateur intelligent FNN où sa configuration offre des avantages considérables dans l'estimation non linéaire avec des données imprécises.

Afin de tester la robustesse de notre approche d'optimisation dans un environnement de détection non homogène causé par la présence des cibles interférentes, les performances du détecteur FNN-CML-CFAR est comparée avec les performances du détecteur CML-CFAR où le rang  $K$  est égale à  $3N/4$ . Les entrées de l'estimateur du seuil FNN sont des estimations ML de  $b$  et  $c$  données par (5.2) et (5.3). En fonction des conditions de détection comme montrée dans les Figures 5.9-12, la meilleure performance toujours apparaît quand le détecteur FNN-CML-CFAR est utilisé. Le Tableau 5.2 donne les valeurs des paramètres trouvées après l'optimisation de l'estimateur du seuil de détection FNN. Le choix du rang  $K$  affecte légèrement les performances du détecteur FNN-CML-CFAR en absence de cibles interférentes. Maintenant, les performances de détection sont aussi examinées où un nombre de cibles non fluctuantes interfèrent dans la fenêtre

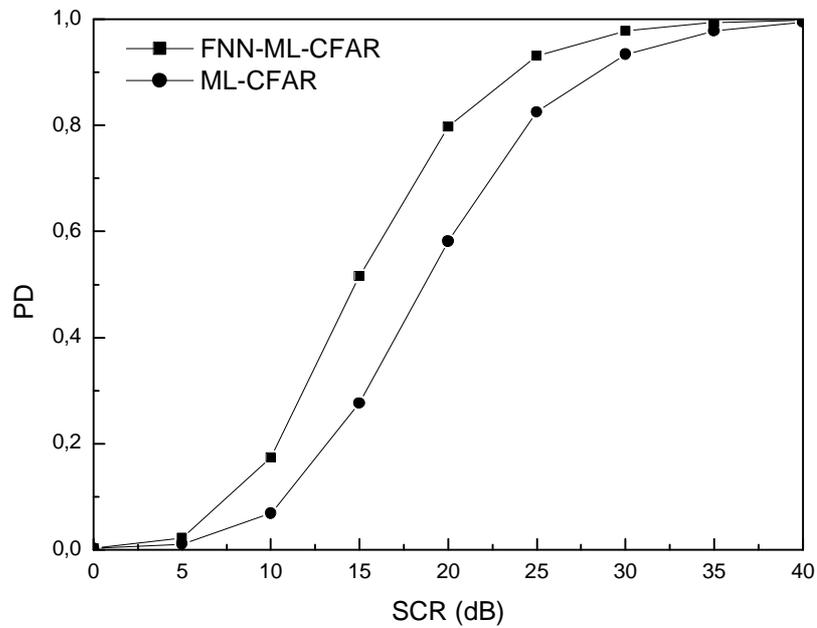
de référence. Pour une valeur de 20dB du ICR (Interference-to-Clutter-Ratio) des cibles interférentes et avec les poids optimums donnés dans le Tableau 5.2, les performances des deux détecteurs sont comparées. Dans ce cas, un petit changement s'effectue seulement au niveau des centres des fonctions d'appartenances,  $m$  de la sortie de l'estimateur FNN pour maintenir les performances du détecteur FNN-CML-CFAR. Les Figures 5.13 et 5.14 présentent les performances de détection des deux algorithmes dont le détecteur FNN-CML-CFAR est le plus performant et les paramètres trouvés dans cette étude sont indiqués dans le Tableau 5.3.

$c$	ML-CFAR			FNN-ML-CFAR					
	$a$	$Fitness$	$P_{FA}$	$w_{ij}$			$m_i$	$Fitness$	$P_{FA}$
0.8	15.3236	0.7488	0.0010	0.4691	0.8308	0.7435	[0 10 20]	0.2521	0.0010
				0.3336	0.8911	0.1264			
				0.6622	0.7593	0.6454			
				0.2375	0.1726	0.2661			
				0.6357	0.6758	0.5188			
				0.1935	0.0467	0.2646			
				0.6455	0.5148	0.8100			
				0.4318	0.7820	0.6383			
				0.4160	0.1539	0.8367			
1.2	15.016	0.4094	0.0010	0.2562	0.1209	0.6327	[0 7.5 15]	0.1906	0.0010
				0.7085	0.6332	0.1599			
				0.7114	0.6561	0.8315			
				0.9547	0.1931	0.1438			
				0.6000	0.5119	0.1230			
				0.3272	0.6830	0.7660			
				0.3752	0.7759	0.9894			
				0.6487	0.2334	0.2114			
				0.0813	0.5340	0.8173			
1.6	14.8739	0.2038	0.0010	0.4200	0.3731	0.6670	[0 5 10]	0.1116	0.0010
				0.5910	0.8891	0.2515			
				0.5812	0.6292	0.6741			
				0.2278	0.3381	0.5366			
				0.8587	0.3561	0.2076			
				0.7359	0.6136	0.0748			
				0.5181	0.5348	0.3891			
				0.4032	0.4457	0.4198			
				0.4561	0.6016	0.5385			
2	14.4772	0.1248	0.0010	0.7699	0.7275	0.6685	[0 2.5 5]	0.0648	0.0010
				0.6143	0.3006	0.3792			
				0.0783	0.7437	0.4166			
				0.9084	0.7244	0.5305			
				0.3555	0.5686	0.6444			
				0.3505	0.5838	0.8508			
				0.3424	0.7737	0.5936			
				0.3606	0.1866	0.3959			
				0.7363	0.8047	0.3784			

**Tab. 5. 1:** Paramètres optimums trouvés pour les détecteurs ML-CFAR et FNN-ML-CFAR avec  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $N=16$ .



**Fig. 5. 5:** Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$ .



**Fig. 5. 6:** Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=1.2$ .

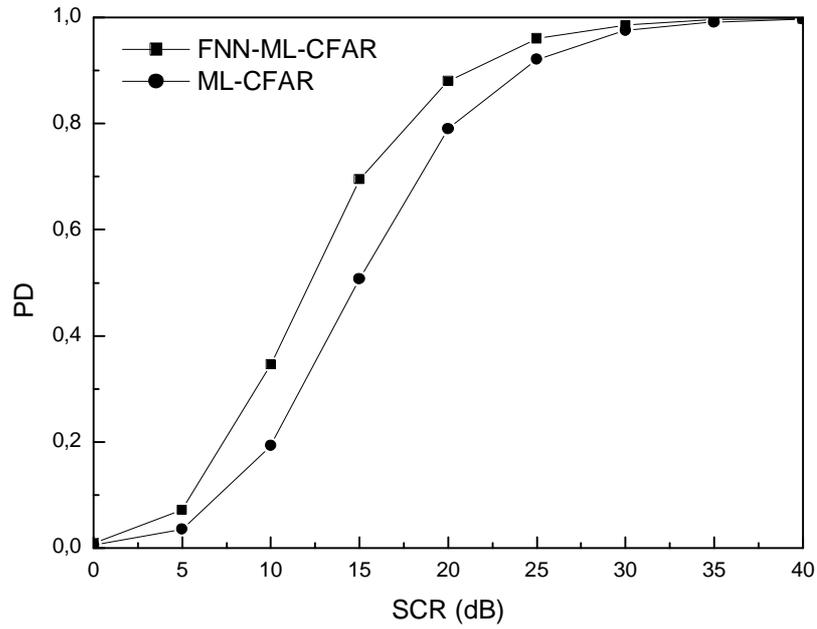


Fig. 5. 7: Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=1.6$ .

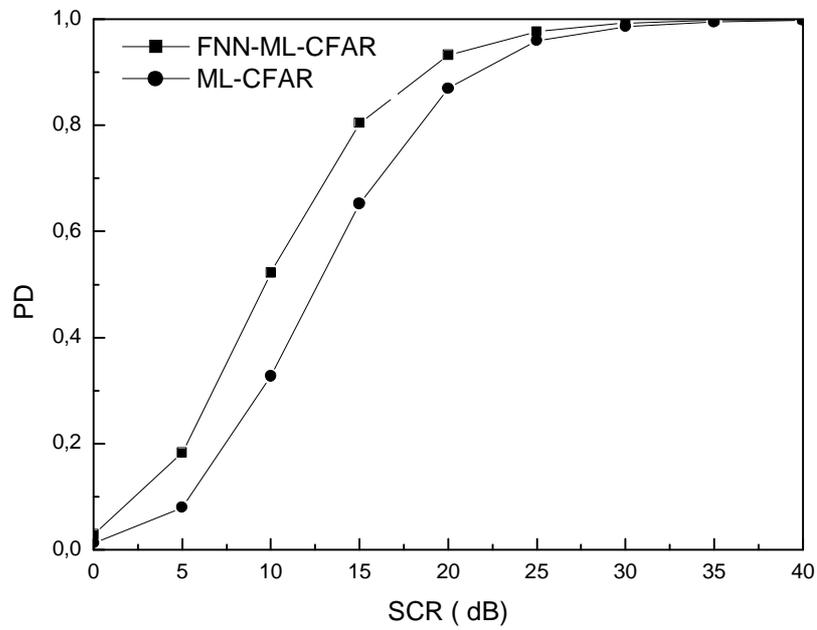


Fig. 5. 8: Comparaison des performances des détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=2$ .

<i>c</i>	CML-CFAR			FNN-CML-CFAR					
	<i>a</i>	<i>Fitness</i>	$P_{FA}$	$w_{ij}$			<i>m</i>	<i>Fitness</i>	$P_{FA}$
0.8	39.2375	0.8844	0.0010	0.4337	0.2932	0.8046	[0 10 20]	0.2897	0.0010
				0.5953	0.8203	0.6070			
				0.0877	0.4818	0.7826			
				0.6109	0.7427	0.1369			
				0.3715	0.3652	0.3481			
				0.4263	0.4128	0.5629			
				0.2198	0.7562	0.3525			
				0.5979	0.7033	0.4534			
				0.1678	0.6649	0.9291			
1.2	28.80	0.6027	0.0010	0.5832	0.1350	0.4680	[0 7.5 15]	0.2104	0.0010
				0.8360	0.7027	0.4438			
				0.2819	0.3994	0.6474			
				0.6362	0.0707	0.6008			
				0.7442	0.0698	0.1747			
				0.3852	0.2413	0.6487			
				0.2575	0.4155	0.6875			
				0.4229	0.7429	0.5331			
				0.5421	0.2976	0.3446			
1.6	22.6261	0.3177	0.001	0.3074	0.8637	0.6462	[0 5 10]	0.1134	0.0010
				0.3770	0.3356	0.9275			
				0.6808	0.5737	0.6796			
				0.4905	0.3113	0.4222			
				0.7494	0.8732	0.0019			
				0.6614	0.4652	0.5215			
				0.6460	0.4174	0.3761			
				0.9835	0.4447	0.5804			
				0.9999	0.4583	0.5600			
2	22.48	0.1868	0.0010	0.7678	0.6908	0.2526	[0 2.5 5]	0.0621	0.0010
				0.6026	0.4107	0.4004			
				0.4940	0.3185	0.6339			
				0.8160	0.6463	0.8826			
				0.4974	0.5453	0.6828			
				0.4145	0.4897	0.5059			
				0.5632	0.6543	0.4029			
				0.2167	0.7561	0.2399			
				0.5801	0.3195	0.7179			

**Tab. 5. 2:** Paramètres optimums trouvés pour les détecteurs CML-CFAR et FNN-CML-CFAR avec  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$ ,  $K=12$  et  $N=16$ .

Nombre de ICR	CML-CFAR		FNN-CML-CFAR				
	$a$	$P_{FA}$	$w_{ij}$			$m$	$P_{FA}$
2	16.2468	0.0010	0.5832	0.1350	0.4680	[0 6.4 12.8]	0.0010
			0.8360	0.7027	0.4438		
			0.2819	0.3994	0.6474		
			0.6362	0.0707	0.6008		
			0.7442	0.0698	0.1747		
			0.3852	0.2413	0.6487		
			0.2575	0.4155	0.6875		
			0.4229	0.7429	0.5331		
			0.5421	0.2976	0.3446		
4	5.6506	0.0010	0.5832	0.1350	0.4680	[0 4.5 9]	0.0010
			0.8360	0.7027	0.4438		
			0.2819	0.3994	0.6474		
			0.6362	0.0707	0.6008		
			0.7442	0.0698	0.1747		
			0.3852	0.2413	0.6487		
			0.2575	0.4155	0.6875		
			0.4229	0.7429	0.5331		
			0.5421	0.2976	0.3446		

Tab. 5. 3: Paramètres optimums trouvés pour les détecteurs CML-CFAR et FNN-CML-CFAR avec  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$ ,  $K=12$  et  $N=16$  et  $c=1.2$ .

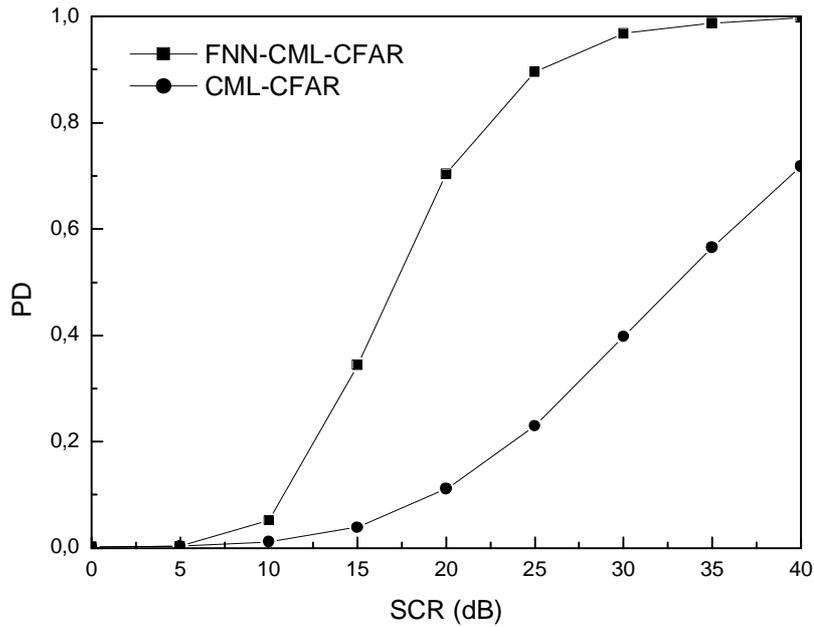


Fig. 5. 9: Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$

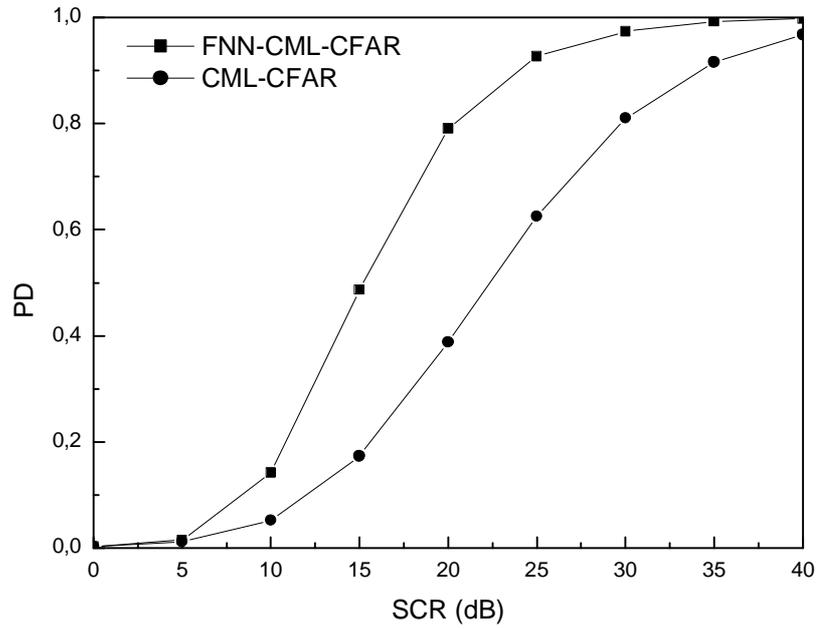


Fig. 5. 10: Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=1.2$ .

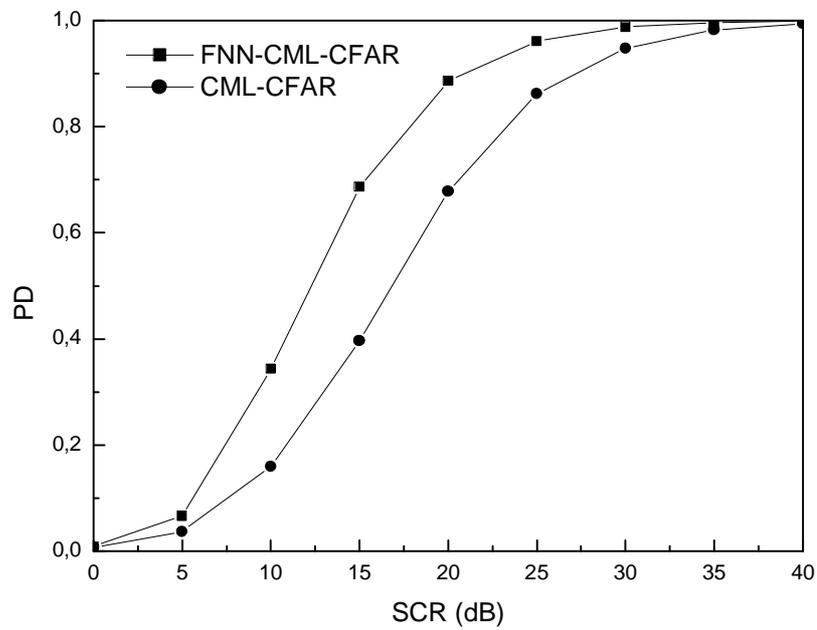
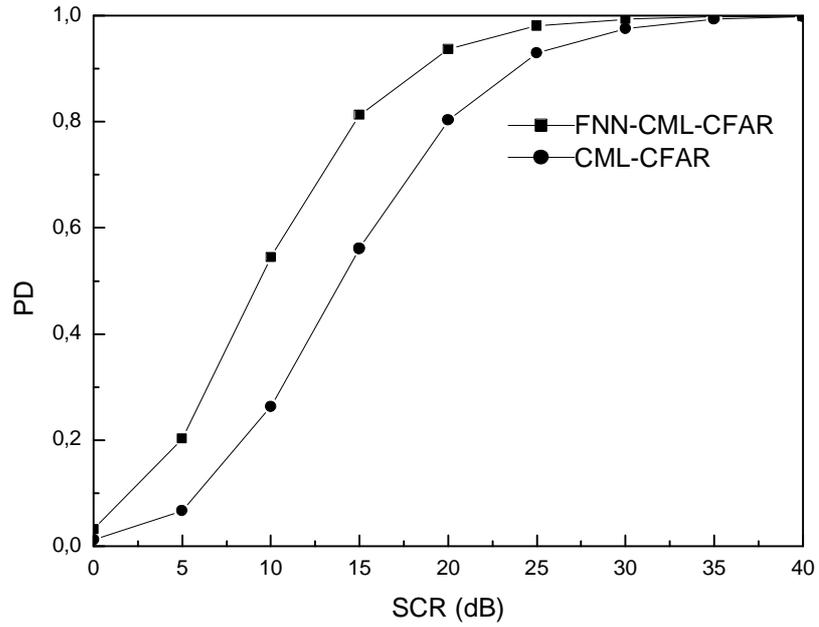
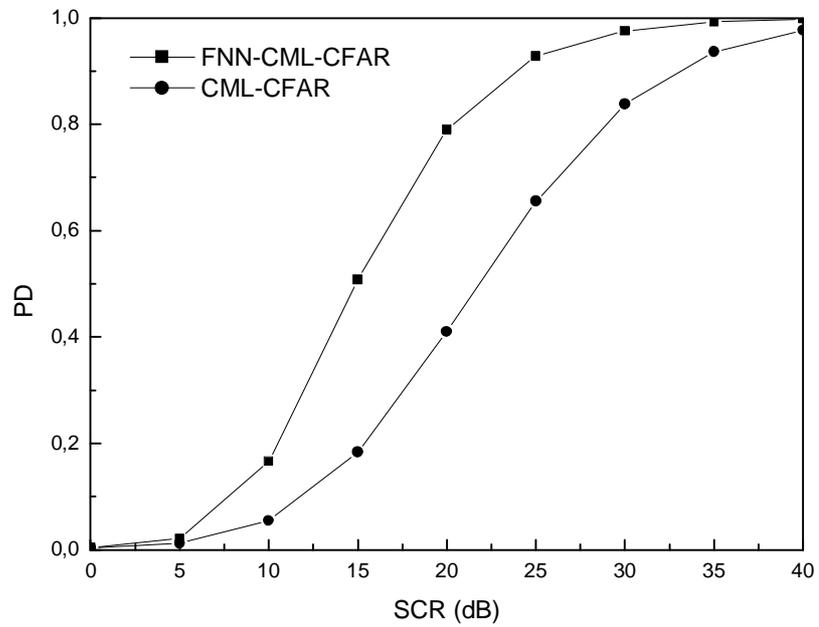


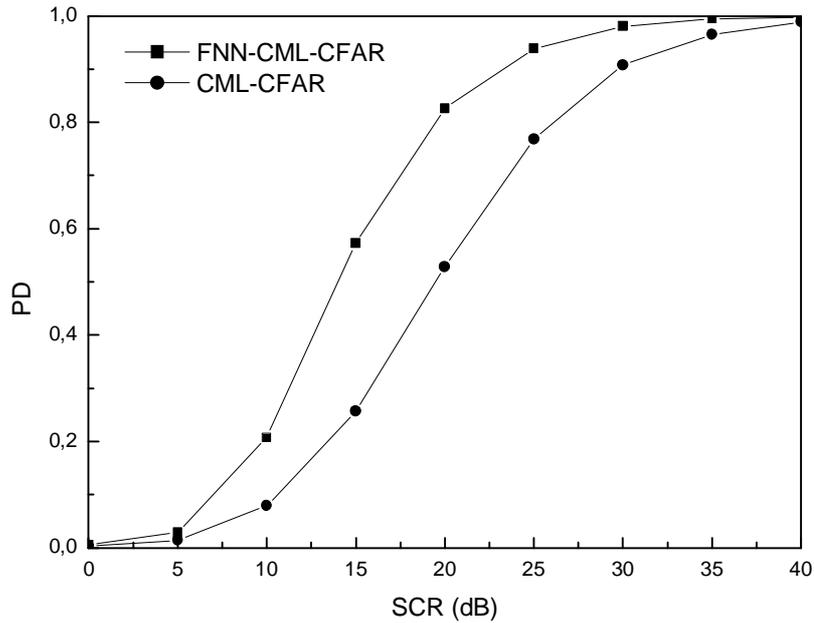
Fig. 5. 11: Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=1.6$ .



**Fig. 5. 12:** Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec  $N=16$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=2$



**Fig. 5. 13:** Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec 2 cibles interférentes,  $N=16$ ,  $K=12$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=1.2$



**Fig. 5. 14:** Comparaison des performances des détecteurs FNN-CML-CFAR et CML-CFAR avec 4 cibles interférentes,  $N=16$ ,  $K=12$ ,  $a_0=10^{-3}$ ,  $b=1$  et  $c=1.2$

Afin de tester l'efficacité de notre algorithme d'optimisation dans le cas de l'analyse du système de détection distribuée ML-CFAR, l'AG est aussi employé selon les étapes présentées dans la section 5.3.1. Dans ce cas, les expressions globales,  $P_{FA_t}$  et  $P_{D_t}$  sont formulées selon l'équation (4.41) et elles sont déterminées via la méthode de Monte-Carlo. Avant d'analyser les performances de la détection distribuée FNN-ML-CFAR, les valeurs des poids,  $w_{ij}$ , sont déterminés en premier lieu pour un seul détecteur comme montré dans le Tableau 5. 4. Pour un temps de calcul minimum, nous utilisons ces poids (i.e., règles d'inférence entraînées) et nous optimisons uniquement les centres des fonctions d'appartenance de la sortie pour chaque senseur. Les Figures 5.15-5.18 montrent la performance de détection en fonction du paramètre de forme  $c$  pour deux détecteurs non identiques FNN-ML-CFAR et ML-CFAR ( $N_1=16$  et  $N_2=32$ ), avec les règles de fusions "AND" et "OR" respectivement. Les résultats sont obtenus à partir de  $10^5$  expériences Monte-Carlo correspond à  $b=1$  et  $c$  varie de 0.8 à 2. Nous observons que la performance de détection distribuée FNN-ML-CFAR est une fonction croissante en fonction du paramètre de forme  $c$  et l'amélioration des performances de détection est aussi remarquée si en comparant avec la détection distribuée ML-CFAR. Le Tableau 5.5 donne les valeurs optimales des paramètres pour chaque détecteur trouvées par l'AG et avec  $c$  comme paramètre. Dans le cas d'utilisation de trois détecteurs non identiques ML-CFAR ( $N_1=16$ ,  $N_2=24$  et  $N_3=32$ ) pour les règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY" respectivement, la Figure 5.19 représente  $P_{D_t}$  avec la règle de fusion "AND". Quand  $N_1 \neq N_2 \neq N_3$ , nous obtenons par l'AG que  $m_1 \neq m_2 \neq m_3$  pour chaque valeur de  $c$  comme montré dans le Tableau 5.6. En comparant avec le système de détection à deux senseurs, il est

évident que si le système comporte plus de senseurs, la performance de détection sera meilleure. A partir des courbes de la  $P_{Dr}$  présentées dans les Figures 5.19-5.24, nous observons que la meilleure performance apparaît toujours quand l'algorithme FNN-ML-CFAR pour chaque senseur est employé dans le centre de fusion. Cependant, on peut constater en particulier d'après les Figures 5.16 et 5.20 que les performances des deux détecteurs deviennent presque identiques quand le modèle du clutter tend vers à être Rayleigh. Le Tableau.5.6 donne les valeurs optimales obtenues dans cette analyse par l'AG.

$N$	16			24			32		
$w_{ij}$	0.7111	0.7586	0.2470	0.6726	0.5891	0.3179	0.7228	0.4931	0.2347
	0.5583	0.4342	0.4140	0.6087	0.5624	0.4185	0.6918	0.4259	0.4238
	0.3979	0.3087	0.5962	0.4255	0.2967	0.8084	0.3710	0.2789	0.5562
	0.8486	0.5954	0.8463	0.7620	0.7590	0.8071	0.8488	0.6799	1.0000
	0.5169	0.5367	0.6462	0.4683	0.3094	0.9990	0.3131	0.5437	0.8749
	0.3903	0.6890	0.5150	0.4591	0.6171	0.5566	0.4221	0.8240	0.5651
	0.6061	0.6626	0.1881	0.6063	0.6590	0.4259	0.5358	0.6348	0.4195
	0.2125	0.7915	0.2590	0.1819	0.6009	0.3057	0.2135	0.8565	0.1777
	0.4383	0.2623	0.7369	0.6514	0.3058	0.7156	0.5692	0.2928	0.7153

**Tab. 5. 4:** Paramètres optimums trouvés pour le détecteur FNN-ML-CFAR avec  $a_0=10^{-3}$ ,  $c=2$  et  $m_i=[0 \ 2.5 \ 5]$ .

$c$	ML-CFAR "OR"				FNN-ML-CFAR "OR"			
	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$Fitness$	$P_{FAI}$	$m_1$	$m_2$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	17.2054	11.3888	0.4966	9.9975E-4	12.0278	11.7820	0.1234	9.9984E-4
2	15.7001	12.9580	0.0137	9.9979E-4	2.8140	2.1132	0.0058	9.9984E-4
$c$	ML-CFAR "AND"				FNN-ML-CFAR "AND"			
	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$Fitness$	$P_{FAI}$	$m_1$	$m_2$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	4.9958	3.5288	0.2033	9.9960E-4	3.9575	5.4623	0.1308	0.0010
2	5.1656	3.5022	0.0749	9.9975E-4	0.5607	2.0032	0.0658	9.9973E-4

**Tab. 5. 5:** Paramètres optimums trouvés pour 2 détecteurs ML-CFAR et FNN-ML-CFAR avec règles de fusion "AND", "OR",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$  et  $N_2=32$ .

ML-CFAR avec la règle "AND"					
$c$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	2.9356	2.0313	2.6352	0.0867	9.9935E-4
2	2.1784	2.7848	2.7128	0.0702	0.0010
FNN-ML-CFAR avec la règle "AND"					
$c$	$m_1$	$m_2$	$m_3$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	3.3032	2.4326	2.6779	0.0689	0.0010
2	1.0693	1.0915	1.4770	0.0667	0.0010
ML-CFAR avec la règle "OR"					
$c$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	18.3918	14.0214	12.8677	0.4190	9.9968E-4
2	17.1237	12.3464 <sup>2</sup>	18.4200	0.0025	9.9968E-4
FNN-ML-CFAR avec la règle "OR"					
$c$	$m_1$	$m_2$	$m_3$	$Fitness$	$P_{FA}$
0.8	12.5069	13.3771	11.7665	0.0617	9.9979E-4
2	2.5993	2.3479	2.4260	0.00061	0.0010
ML-CFAR avec la règle "MAJORITY"					
$c$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	5.2352	6.2145	4.0458	0.0727	0.0010
2	4.2462	13.3218	4.3178	0.0104	9.9955 <sup>E</sup> -4
FNN-ML-CFAR avec la règle "MAJORITY"					
$c$	$m_1$	$m_2$	$m_3$	$Fitness$	$P_{FAI}$
0.8	6.7444	4.2013	6.4271	0.0272	9.9996E-4
2	2.6141	0.4782	2.2204	0.0061	9.9983E-4

Tab. 5. 6: Paramètres optimums trouvés pour 3 détecteurs ML-CFAR et FNN-ML-CFAR avec règles de fusion "AND", "OR", "MAJORITY",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$  et  $N_3=24$ .

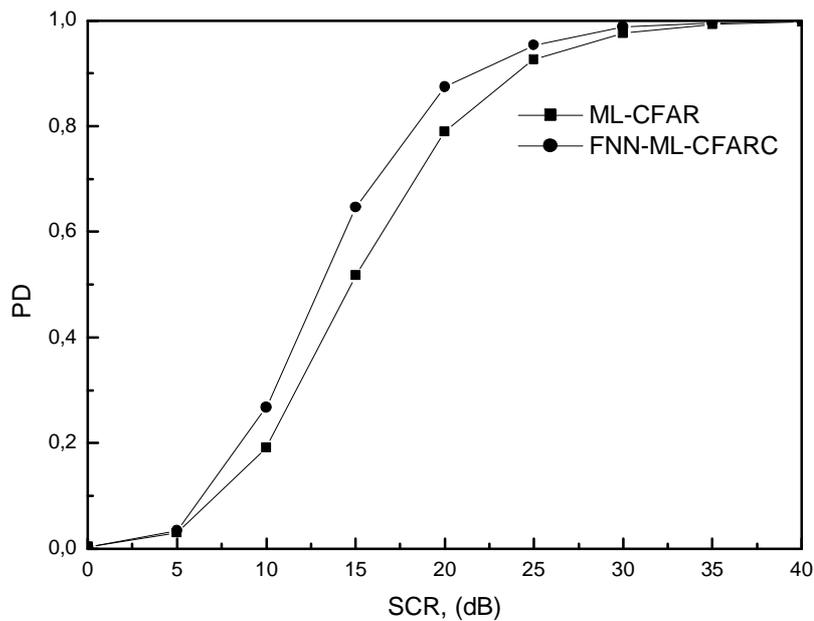
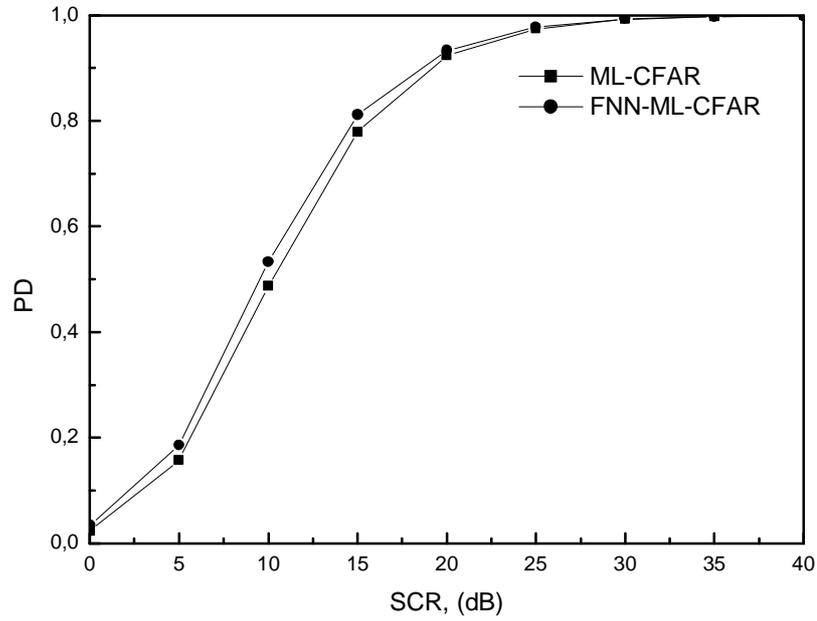
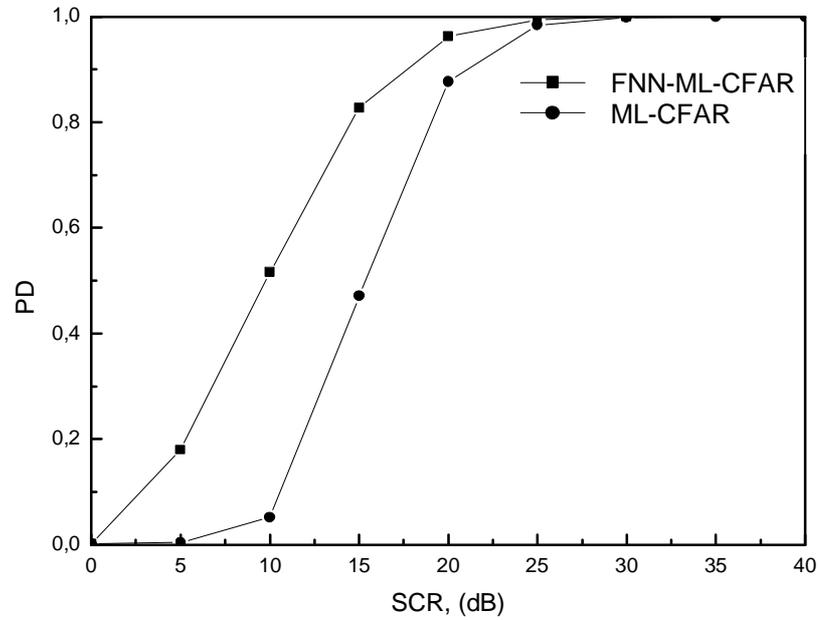


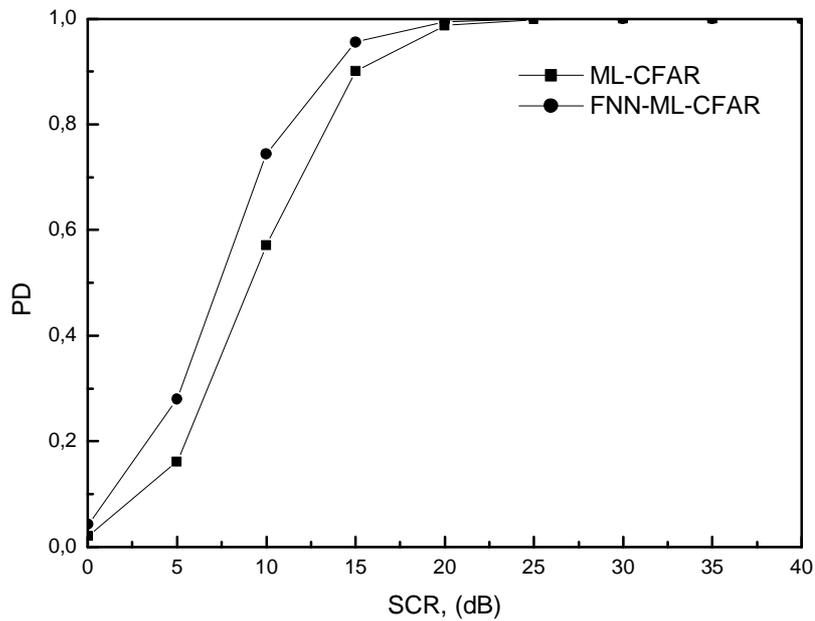
Fig. 5. 15: Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$ .



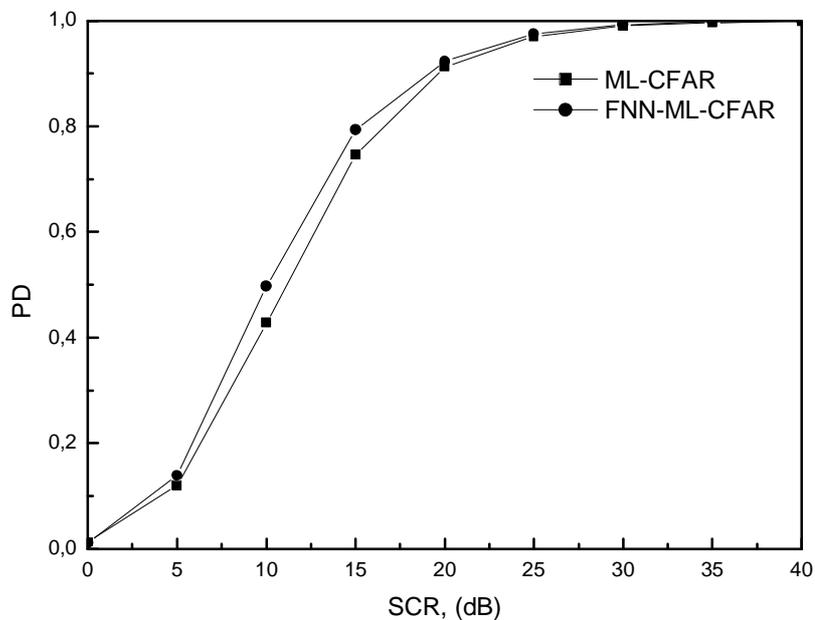
**Fig. 5. 16:** Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $b=1$  et  $c=2$ .



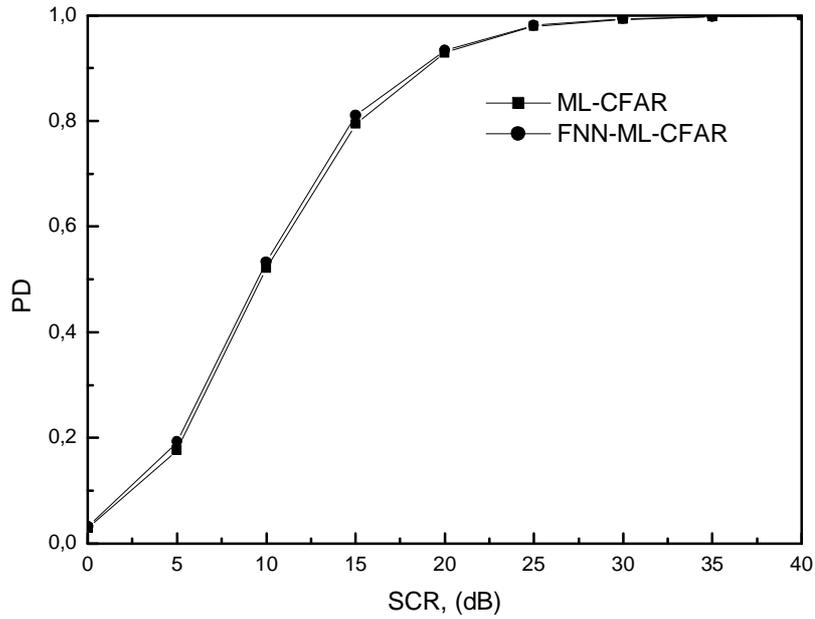
**Fig. 5. 17:** Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$



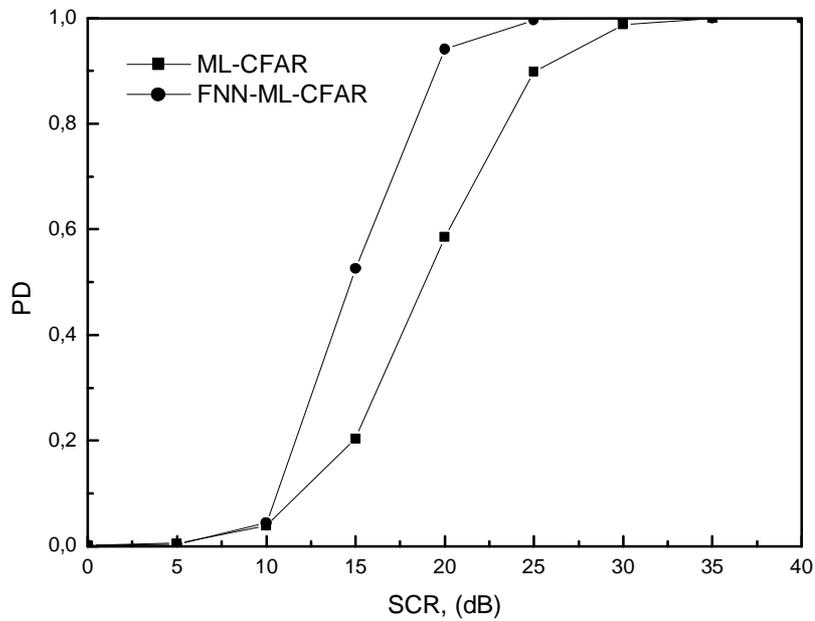
**Fig. 5. 18:** Comparaison des performances pour 2 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $b=1$  et  $c=2$



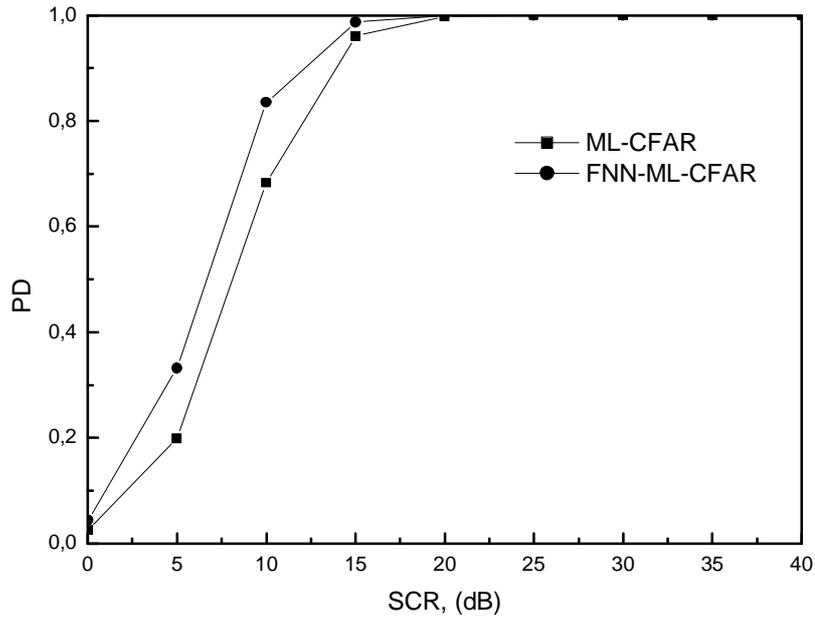
**Fig. 5. 19:** Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $N_3=24$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$ .



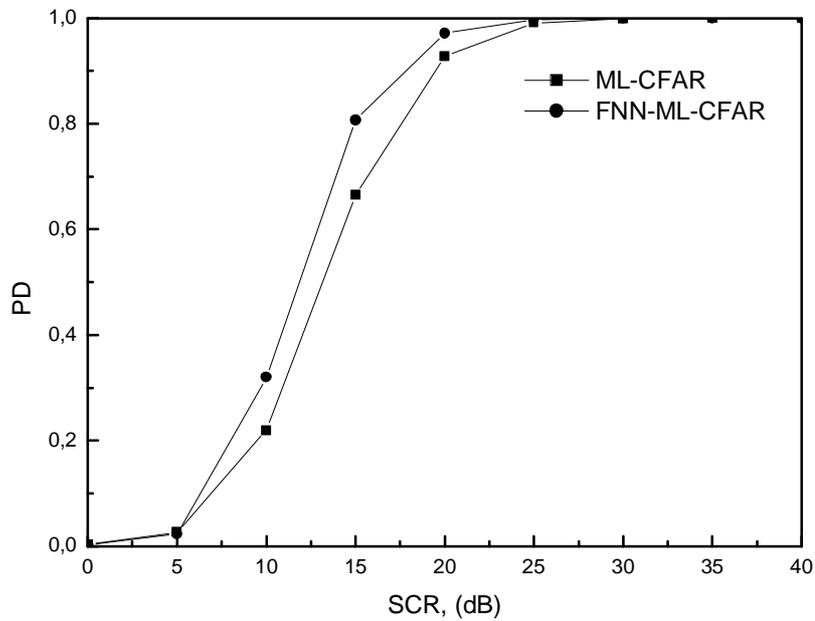
**Fig. 5. 20:** Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "AND",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $N_3=24$ ,  $b=1$  et  $c=2$ .



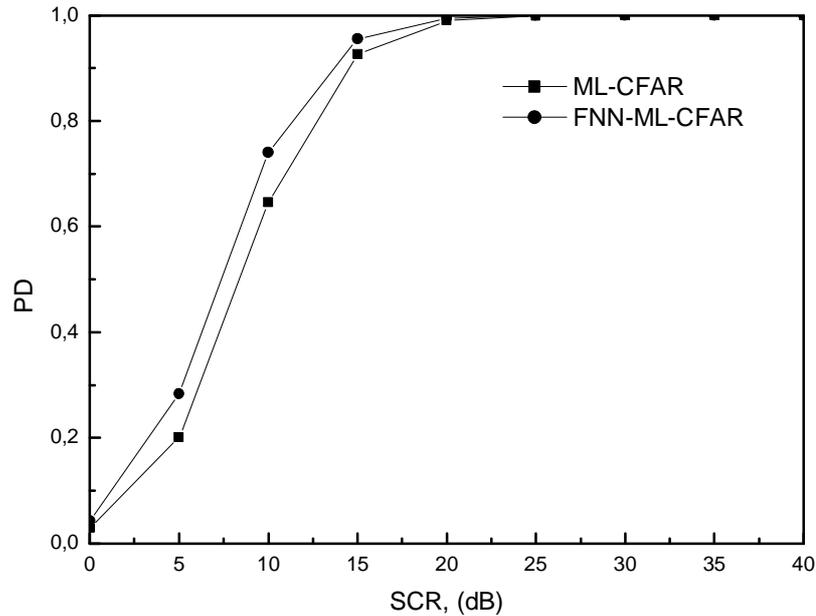
**Fig. 5. 21:** Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $N_3=24$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$



**Fig. 5. 22:** Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "OR",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $N_3=24$ ,  $b=1$  et  $c=2$ .



**Fig. 5. 23:** Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $N_3=24$ ,  $b=1$  et  $c=0.8$ .



**Fig. 5. 24:** Comparaison des performances pour 3 détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR avec la règle de fusion "MAJORITY",  $a_0=10^{-3}$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=32$ ,  $N_3=24$ ,  $b=1$  et  $c=2$ .

## 5. 5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, l'estimateur du seuil de détection à base d'un FNN pour l'optimisation de la détection CFAR dans un clutter Weibull pour un paramètre de forme inconnu a été considéré. Les grandeurs ajustables de ce réseau sont les poids et les centres des fonctions d'appartenance de sortie. Dans le sens du critère de N-P, l'optimisation de ces paramètres est réalisée à l'aide d'un AG à codage réel. L'algorithme développé a été testé pour la détection des cibles fluctuante selon le modèle de Swerling I dans un environnement homogène et non homogène pour un clutter de distribution Weibull. Les résultats de simulation ont démontré la robustesse des détecteurs proposés FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR en particulier dans le cas où le clutter est pointu (spiky clutter). Les performances des deux détecteurs ont été examinées et comparées avec les performances des détecteurs conventionnels ML-CFAR et CML-CFAR. En fonction des conditions du système de détection, les détecteurs proposés dans ce chapitre fournissent les meilleures performances. Dans le cas du système de détection distribuée, nous avons aussi démontré l'efficacité de l'estimateur des seuils de détection FNN assurant une amélioration des performances devant les détecteurs conventionnels distribuée ML-CFAR. Cependant, on peut conclure que les performances des deux détecteurs FNN-ML-CFAR et ML-CFAR se rapprochent quand la distribution du clutter devient Rayleigh.

---

## *Conclusions et Perspectives*

---

### **1. RESUMÉ DES PRINCIPAUX RÉSULTATS**

Le but principal de cette thèse était l'application de quelques techniques d'optimisation pour la détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR dans un environnement de clutter homogène et non homogène ayant la distribution Weibull. Comme la détection mono impulsion est considérée, le modèle statistique de la cible est du type Swerling I et le paramètre de forme de la distribution Weibull est supposé connu et inconnu. L'objectif de ce travail était de minimiser une fonction coût (fonction objective) suivant le critère de N-P dont l'optimisation par l'AG à codage réel est bien adapté la résolution de ce type de problème. Nous avons aussi montré qu'il était difficile d'obtenir une expression analytique de la probabilité de détection des deux détecteurs ML-CFAR et OS-CFAR pour un clutter Weibull. Pour ce faire, nous avons supposé que pour des  $SCR$  élevés (plus de 10dB), la cellule sous test contient un clutter de distribution Rayleigh qui a la même puissance que le clutter Weibull dans les cellules de référence. En s'appuyant sur cette supposition, nous avons obtenu une expression approximative de la probabilité de détection pour le détecteur OS-CFAR. La méthode de simulation Monte-Carlo a été utilisée pour l'analyse des performances de détection dans le cas où les deux paramètres d'échelle et de forme sont inconnus. Deux et trois senseurs ML-CFAR et OS-CFAR ont été considérés en tenant compte les règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". Utilisant l'AG, tous les paramètres du système sont directement codés en chromosomes décimaux et peuvent être optimisés simultanément. L'AG a prouvé son efficacité et converge vers un ensemble de solutions après un certain nombre de générations. Par ailleurs, même si l'application de l'AG à codage réel nécessite un temps de calcul assez important, la simplicité de sa mise en œuvre et son efficacité à prendre en compte un grand nombre de contraintes lui confère une certaine puissance et robustesse. Les résultats de simulation sont présentés avec une comparaison de la détection distribuée ML-CFAR et OS-CFAR dans un clutter Weibull dans différentes situations.

Une implémentation de l'estimateur du seuil de détection à base d'une nouvelle approche en vue d'améliorer les performances de détection ML-CFAR et CML-CFAR dans un clutter de distribution Weibull pour un paramètre de forme inconnu a été considérée. Cette implémentation se base sur une architecture hybride d'un réseau de neurones artificiel non récurrent et le système flou (FNN) qui est la mieux adaptée aux problèmes d'estimation complexe et non linéaire. Les grandeurs ajustables de ce réseau sont les poids et les centres des fonctions d'appartenance de sortie. En se basant sur le critère de N-P, l'optimisation de ces grandeurs a été effectuée par un

AG à codage réel dont l'algorithme développé a été testé pour la détection des cibles fluctuante selon le modèle de Swerling I dans un environnement homogène et non homogène pour un clutter de distribution Weibull. Les performances de détection ont été examinées et comparées et les résultats de simulation ont démontré la robustesse des détecteurs proposés FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR par rapport aux détecteurs ML-CFAR et CML-CFAR en particulier dans le cas où le clutter possède plusieurs pics. Dans le cas d'un système de détection distribuée, nous avons aussi démontré l'efficacité de notre estimateur des seuils de détection à base d'un FNN assurant une amélioration remarquable des performances par rapport à la détection distribuée ML-CFAR. Par ailleurs, les performances des détecteurs distribués FNN-ML-CFAR et ML-CFAR se rapprochent quand la distribution du clutter devient Rayleigh.

## 2. PERSPECTIVES

Dans ce travail, nous avons considéré une application de la détection mono impulsion de radars distribuée. En pratique, la détection des cibles avec une intégration binaire souvent se fait à partir de plusieurs impulsions menant à une amélioration des performances avec un coût minimum. De plus, pour des radars à haute résolution, la distribution K a été retenue comme un modèle générale représentant les statistiques du clutter de mer (i.e., la distribution Weibull est un cas particulier). Par ailleurs, le problème d'estimation non linéaire des paramètres de forme et d'échelle de la distribution K est beaucoup considéré dans les applications de détection radar. Dans cet esprit, nous pouvons envisager des modifications et/ou améliorations de notre travail comme suit :

- Ø Le premier travail auquel nous pourrions déjà penser concerne l'optimisation du système de détection ML-CFAR et CML-CFAR décentralisée avec une intégration binaire (radar multi impulsions) par la mise en œuvre des AGs.
- Ø Dans le but d'appliquer l'estimation BLUE (Best Linear unbiased Estimator), le deuxième travail que nous proposons est d'examiner le problème d'optimisation de la détection distribuée BLUE-CFAR dans un clutter Gumbel avec une intégration binaire.
- Ø Un autre aspect important que nous ne devons pas occulter est celui de l'amélioration de la qualité d'estimation des paramètres de la distribution K utilisant l'approche du FNN que nous avons utilisé dans ce travail.

Candidat: **MEZACHE Amar**

Titre: **Optimisation de la détection décentralisée CFAR dans un clutter weibull utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones flous**

Encadreur: **SOLTANI Faouzi**

La fonction principale des radars modernes consiste à détecter automatiquement des cibles mobiles se trouvant dans leur espace de surveillance. Dans le traitement du signal radar, l'écho reçu est toujours accompagné par le bruit. Le bruit thermique généré par le radar lui-même est inévitable. En plus, le signal réfléchi provenant à partir des cibles interférentes ou des échos indésirable (clutter: typiquement à partir du sol, mer, pluie, ..., etc.) influe sur la performance de détection des cibles désirées. La distinction entre le clutter et la cible dépend de la tâche réalisée par le système radar. Pour un radar de surveillance arienne, la terre, la pluie et les conditions atmosphériques représentent les sources du clutter. Pour un radar météorologique, les conditions atmosphériques sont regardées comme des cibles et les avions sont observés comme un clutter. Suivant des données expérimentales, les statistiques du clutter peuvent être modélisées par les distributions Rayleigh, Log normal, Weibull et K dépendant du type d'environnement. Lorsque le clutter n'est pas correctement modélisé, les performances dans cette situation peuvent considérablement se dégrader. Pour des radars à haute résolution et pour un angle d'incidence d'environ  $3.9^\circ$ , il a été prouvé à partir des mesures expérimentales et sous certaines conditions que la distribution Weibull peut modéliser le clutter de mer ou de terre. Dans des conditions idéales de fonctionnement dans un environnement gaussien où les échantillons sont indépendants et identiquement distribués, les modèles de la cible de Swerling constituent un ensemble de quatre cas qui correspondent chacun à une nature statistique bien déterminée de la fluctuation du RCS (Radar Cross Section). Ces cas supposent que, par rapport au récepteur radar, Le RCS de la cible est non fluctuant ou fluctuant.

L'objectif principal dans la détection du signal radar est donc la conception d'une structure optimale du récepteur d'après certains critères qui sont déterminés par rapport au type d'environnement dans lequel la cible est détectée. En réalité, les modèles statistiques des signaux reçus ne sont pas disponibles *a priori* et ils peuvent encore changer avec le temps. Dans le problème de détection des objets dans un bruit statistiquement non stationnaire, la détection classique avec un seuil fixe ne peut être utilisée car la probabilité de fausse alarme est fortement affectée par la puissance de celui-ci. Le récepteur est alors conçu pour maximiser la probabilité de détection de la cible avec une contrainte assurant un taux de fausse alarme constant, CFAR (Constant False Alarm Rate). Dans les détecteurs

CFAR, l'algorithme du seuil de détection utilise les valeurs des sorties des cellules de portée/Doppler adjacentes de la cellule sous test pour déterminer en temps réel l'estimation de la puissance du clutter dont la probabilité de fausse alarme garde approximativement sa valeur désirée qui est choisie en pratique entre  $10^{-8}$  et  $10^{-3}$ .

Le système de détection décentralisée est considéré lorsque plusieurs radars (senseurs) sont employés simultanément et espacés géographiquement avec un centre de fusion de données. A cause des contraintes sur les canaux de communication et sur les capacités de traitement au niveau du centre de fusion, chaque radar prend sa décision partielle sur la présence ou l'absence de la cible et puis il envoie cette dernière au centre de fusion. Les décisions locales sont combinées pour prendre une décision binaire globale selon une règle de fusion optimale. Le processeur central contrôle les senseurs et le centre de fusion est conçu d'une manière à maximiser la performance globale de détection. Dans ce système, le critère de Neyman-Pearson (N-P) est utilisé pour maximiser la probabilité de détection globale sous une contrainte qui maintienne une probabilité de fausse alarme constante dans sa valeur désirée.

Le présent document est destiné à optimiser la performance de détection CFAR décentralisée en présence d'un clutter de distribution Weibull. Cependant, le système de détection distribué résultant a une propriété non linéaire où des recherches approfondies et quelques approximations grossières ont été adoptées pour acquérir les valeurs optimales des paramètres de celui-ci. Néanmoins, ces méthodes provoquent souvent au système d'être insensible aux quelques paramètres et finalement produisent des résultats sous-optimaux. Les algorithmes génétiques (AGs) s'adaptent aux méthodes d'optimisation nouvelles et très efficaces, leur processus permet d'atteindre en théorie une solution optimale en se basant sur le principe de l'évolution humaine. Les AGs sont alors des outils d'optimisation performants qui permettent de réaliser une exploration globale de l'espace de recherche. Contrairement aux méthodes déterministes classiques, ils ne nécessitent aucun calcul de dérivées et peuvent être appliqués aussi bien à des fonctions continues d'une seule variable, qu'à des fonctions discontinues dépendant d'un grand nombre de paramètres. Prenant la structure parallèle du système de détection distribuée ML-CFAR (Maximum Likelihood Estimator-CFAR) et OS-CFAR (Order Statistics-CFAR) avec un centre de fusion de données, une approche efficace d'optimisation basée sur l'AG à codage réel est considérée pour obtenir les valeurs des paramètres de détection pour chaque senseur. En considérant dans ce cas les trois règles de fusion au centre de fusion de données "AND", "OR" et "MAJORITY" pour deux et trois détecteurs. Utilisant cette approche, tous les paramètres du système sont directement codés en chromosomes décimaux et ils peuvent être optimisés simultanément.

Par ailleurs, le seuil du détecteur ML-CFAR est pris selon l'estimation ML du paramètre d'échelle et du paramètre de forme de la distribution Weibull. Cependant, cet estimateur du seuil avec un seul paramètre (facteur du seuil) a une caractéristique non linéaire en fonction des paramètres estimés. Pour améliorer les performances des détecteurs classiques ML-CFAR et CML-CFAR (Censored ML-CFAR) sous différentes conditions, il est intéressant d'intégrer un système intelligent non linéaire et adaptatif pour l'estimation des seuils de détection. L'approche des réseaux de neurones flous (FNN: Fuzzy Neural Network) consiste à combiner la théorie des réseaux de neurones et les systèmes flous. Pour implanter le mécanisme d'inférence flou dans le réseau, la composition de plusieurs couches contenant des neurones est réalisée d'après les opérations floues de base telles que la fuzzification, l'opération "AND", l'opération "OR" et la défuzzification. Alors, cette approche est considérée afin d'assurer une conception de l'estimateur de seuil de détection FNN-ML-CFAR et FNN-CML-CFAR. Dans ce réseau, les grandeurs ajustables sont les poids des connexions. Dans le cas de la détection distribuée FNN-ML-CFAR, nous nous intéressons à optimiser uniquement les largeurs des différents univers de discours de la sortie de l'estimateur FNN tout en considérant les poids optimaux trouvés pour un seul détecteur. Ainsi l'apprentissage de l'estimateur du seuil FNN consiste à déterminer les valeurs optimales de ces grandeurs en minimisant une fonction objective (coût) selon le critère de N-P. Les caractéristiques de ce problème font que les méthodes d'optimisation classiques ne peuvent pas être utilisées, pour cela on utilise l'AG à codage réel.