

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
Laboratoire "Signaux et Systèmes de Communication"

THÈSE

Présentée pour l'obtention du diplôme de
Doctorat en sciences

Détection Adaptative CFAR Distribuée Utilisant la Logique
Floue et les Réseaux Neuro-Flous

Option : Traitement du signal

Présentée par
Chehla Alioua

Soutenue publiquement le 18 Mai 2011

Devant le jury :

Président : Z. Hammoudi	Professeur	université de Constantine
Rapporteur : F. Soltani	Professeur	université de Constantine
Examineurs : T. Laroussi	maître de conférence	université de Constantine
A. mezache	maître de conférence	université de M'sila
A. Goutas	maître de conférence	université de Skikda

Dédicaces

Je dédie ce travail à la mémoire de ma chère mère, rien ne peut exprimer ce que je peux ressentir en ce moment. Mon plus grand regret c'est que tu ne sois pas là pour partager mes émotions, le jour de ma soutenance où je présenterai le travail reporté sur ce tapuscrit.

A mon père, un jour tu m'as dit, "ma fille tu iras loin dans tes études", Dieu merci tu es là aujourd'hui, je te fais cadeau de cette thèse, toi qui m'as toujours soutenue, encouragée et surtout tu as cru en moi, j'espère que tu es fier et satisfait.

A mon mari, sans toi je n'aurai pas pu persévérer, je te remercie pour ta confiance, ton soutien, tes encouragements, ta présence et surtout tes sacrifices.

A mon petit ange Youcef, qui m'a donné un autre goût à la vie juste après la perte de ma mère, mon fils que j'aime plus que tout au monde.

*A mes sœurs et frères, à toute ma famille et mes amies,
à Nahla.*

Remerciements

Je tiens à remercier tout particulièrement mon directeur de thèse, monsieur F. Soltani pour sa compétence, sa présence, ses directives ainsi que sa grande gentillesse.

Mes sincères remerciements vont aussi à messieurs les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de juger le travail reporté dans cette thèse.

Et je tiens aussi à remercier monsieur A. Mezache pour ses idées et monsieur Benhbillesse pour son conseil.

Table des matières

Dédicaces.....	I
Remerciements.....	ii
Table des matières.....	iii
Liste des abréviations.....	vi
Liste des tableaux.....	x
Liste des figures.....	xi
Résumé.....	xiv
Introduction générale.....	1
I. Introduction.....	2
II. Etat de l'art.....	2
III. Problématique.....	5
VI. Organisation de la thèse.....	5
Chapitre I : Rappels sur les techniques de détection.....	7
1. 1 Introduction.....	8
1. 2 Principe de fonctionnement du RADAR.....	8
1. 3 Théorie de la décision.....	12
1. 3. 1 Critère de Bayes.....	14
1. 3. 2 Critère de Neyman-Pearson.....	15
1. 4 Détection CFAR.....	15
1. 5 Différents types de bruits.....	17
1. 5. 1 Le modèle Weibull.....	18
1. 5. 2 Le modèle Log-normal.....	18
1. 5. 3 Le modèle Gamma.....	18
1. 5. 4 Le modèle K.....	19

Chapitre II : La logique floue et les réseaux de neurones.....	20
2. 1 Introduction.....	21
2. 2 Logique floue.....	21
2. 2. 1 Variables linguistiques.....	22
2. 2. 2 Ensembles flous et fonctions d'appartenance.....	22
2. 2. 3 Opérateurs logiques.....	24
2. 2. 4 Les t-normes et les s-normes.....	24
2. 2. 5 Fuzzification.....	25
2. 2. 6 Règles d'inférences.....	25
2. 2. 7 Défuzzification.....	25
2. 3 Réseaux de neurones artificiels (ANN).....	26
2. 3. 1 Neurone biologique.....	27
2. 3. 2 Neurone formel	28
2. 3. 3 Apprentissage des réseaux de neurones.....	29
2. 4 Réseaux de neurones flous (FNN)	30
2. 4. 1 Entraînement du FNN.	34
2. 4. 2 Différents processeurs des réseaux FNN.....	34
Chapitre III : Modélisation de l'incertitude dans des détecteurs CFAR.....	37
3. 1 Introduction.....	38
3. 2 Détecteurs CFAR.....	39
3. 2. 1 CA-CFAR : Cell Averaging	39
3. 2. 2 OS-CFAR : Order statistic.....	39
3. 3 Détecteur flou.....	40
3. 3. 1 Calcul des bornes T_1 et T_2	40
3. 3. 2 Fonctions d'appartenance.....	42
3. 4 Calcul des probabilités.....	45
3. 5 Combinaison des fonctions d'appartenance.....	46
3. 5. 1 Application des règles de fusion floues.....	48
1) Classification A.....	49
2) Classification B.....	54
3. 5. 2 Application des règles d'inférence proposées.....	59
3. 6 Conclusions.....	61

Chapitre IV: Estimation des paramètres de la distribution K en utilisant les réseaux de neurones artificiels flous.....	62
4. 1 Introduction.....	63
4. 2 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode HOFM.....	64
4. 3 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode FNN.....	66
4. 3. 1 Réseau de neurones flou (Fuzzy neural network FNN).....	66
4. 3. 2 Calcul de l'erreur du réseau.....	69
4. 3. 3 Optimisation des paramètres par l'algorithme (BP).....	70
4. 3. 4 Validation.....	71
4. 4 Analyse des performances.....	71
4. 5 Résultats et discussions.....	78
4. 6 Conclusions.....	81
Chapitre V: conclusion générale.....	82
5. 1 Conclusion générale.....	83
5. 2 Perspectives.....	84
Annexe.....	85
Bibliographie.....	88
Abstract.....	93
الملخص.....	95

Liste des abréviations

a : Paramètre d'échelle.

a : Paramètre des fonctions d'appartenance.

$a_d, a_{nd}, a_{i1}, a_{i2}$: Coefficients pour le calcul des régions d'appartenance.

A : Sous-ensembles flous.

A_{ij} : Valeurs de variables linguistiques.

\bar{A} : Complément du Sous-ensembles flous A .

AND : Fonction logique.

b : Paramètre de la fonction sigmoïde.

$b_d, b_{nd}, b_{i1}, b_{i2}$: Coefficients pour le calcul des régions d'appartenance.

B : Sous-ensembles flous.

c_{Aij} : Paramètre qui définit le centre de la fonction d'appartenance triangulaire.

c, d : Paramètres des fonctions d'appartenance.

C_{ij} : Coût équivalent à une pénalisation ou une récompense.

C_m : Valeur moyenne du coût.

E : Erreur du réseau.

f : Fonction non linéaire du réseau de neurone.

G : Ensemble flou.

H_0 : Hypothèse nulle.

H_1 : Hypothèse alternative.

$J(\lambda)$: Fonction objective.

K : L'indice de la $K^{\text{ème}}$ valeur du détecteur OS-CFAR.

$K_\nu(.)$: Fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce et d'ordre "v".

L : Nombre de neurones dans la couche d'entrée du réseau.

l_{Aij} : Paramètre qui définit la borne gauche de la fonction d'appartenance triangulaire.

m : Paramètre de la fonction sigmoïde.

m_i : Centres des fonctions d'appartenances triangulaires et symétriques.

n : Nombre d'échantillons ou d'essais.

n_1 : Nombre de neurones contenus dans la couche "AND".

n_2 : Nombre de neurones contenus dans la couche "OR".

N_i : Nombre d'ensembles flous.

N : Nombre de cellules de référence.

OR : Fonction logique.

P_d : Probabilité de détection.

P_{fa} : Probabilité de fausse alarme.

P_i : Probabilité d'incertitude.

P_{nd} : Probabilité de non détection.

$P_m = P_r(\text{décider } H_0 / H_1)$ probabilité de non détection.

P_0 : Probabilité à priori de l'hypothèse H_0 .

P_1 : Probabilité à priori de l'hypothèse H_1 .

q : Echantillon du signal reçu dans les cellules de référence.

q_{cut} : Echantillon du signal reçu dans la cellule sous test.

r_{Aij} : Paramètre qui défini la borne droite de la fonction d'appartenance triangulaire.

R_0 : Région de décision.

SNR : Rapport signal sur bruit.

t : Temps.

T : Seuil de détection.

T_1 : Borne supérieure de l'intervalle de la région d'incertitude.

T_2 : Borne inférieure de l'intervalle de la région d'incertitude.

U, V : Cellules de référence.

$U_{1,k}$: Sortie d'un neurone AND.

$U_{2,j}$: Sortie d'un neurone OR.

\hat{u} : Entrée de la fonction non linéaire du réseau.

W : Valeur du rapport signal sur bruit fixée pour le calcul des bornes T_1 et T_2 .

W_i : Poids du réseau de neurone.

x : Observation ou échantillon du signal reçu.

X_i : Entrées du réseau de neurones.

y : Observation du signal reçu (pour le deuxième détecteur).

y_d : Sortie désirée du réseau.

\hat{y} : Sortie estimée du réseau.

Z : L'espace d'observation.

Z_0 : L'espace d'observation correspondant à l'hypothèse H_0 .

Z_1 : L'espace d'observation correspondant à l'hypothèse H_1 .

\hat{z} : Sortie de la fonction non linéaire du réseau.

η : Seuil de décision.

θ : Vecteur des paramètres du réseau.

γ : Pas d'apprentissage du réseau de neurones.

ν : Paramètre de forme.

ν_d : Valeur désirée du paramètre de forme.

$\hat{\nu}$: Valeur estimée du paramètre de forme.

μ : Moyenne.

μ_k : Moment d'ordre k.

$\mu_A(x)$: Appartenance de x à l'ensemble flou A.

μ_d : Fonction d'appartenance à la région de détection.

μ_i : Fonction d'appartenance à la région d'incertitude.

μ_{nd} : Fonction d'appartenance à la région de non détection.

$\Omega(r)$: Rapport de vraisemblance.

α_0 : Valeur fixe de la probabilité de fausse alarme.

σ^2 : Variance.

$\Gamma(\cdot)$: Fonction gamma.

$\psi_n^l(k)$: Vecteur du gradient.

$E[X]$: Espérance mathématique de X.

$var[X]$: Variance de X.

$\alpha_{p,q}$: Moments fractionnaires.

β_p : Moments fractionnaires pour q=1.

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Les t-normes et les s-norme.....	25
Tableau 3.1 : Coefficients T , T_1 et T_2 des deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR pour différentes valeurs de W utilisées avec $P_{fa} = 10^{-4}$ et $N=16$	41
Tableau 3.2 : Valeurs des probabilités de détection, de non détection et d'incertitude en fonction du SNR pour le CA-CFAR avec $W=3dB$	45
Tableau 3.3 : Valeurs des probabilités de détection, de non détection et d'incertitude en fonction du SNR pour le CA-CFAR avec $W=5dB$	46
Tableau 3.4 : Règles d'inférence proposées.....	60
Tableau 4.1: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant le réseau FNN pour $n=256$	73
Tableau 4.2: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant le réseau FNN pour $n=512$	73
Tableau 4.3: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant la méthode HOFM et la méthode FNN pour $n=256$	75
Tableau 4.4: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant la méthode HOFM et la méthode FNN pour $n=512$	75

Liste des figures

Chapitre I	
Figure 1.1 : Schéma synoptique d'un radar.....	9
Figure 1.2 : Détection d'une cible.....	12
Figure 1.3 : Différents cas de décision lors d'une observation.....	13
Figure 1.4 : Détection CFAR adaptative.....	15
Figure 1.5 : Schéma bloc du détecteur CFAR.....	16
Figure 1.6 : Différents types de clutter.....	17
Figure 1.7 : Exemple de visualisation du clutter sur écran radar.....	17
Chapitre II	
Figure 2.1 : Schéma synoptique d'un système flou.....	22
Figure 2.2 : Formes usuelles des fonctions d'appartenance.....	23
Figure 2.3 : Structure d'un neurone biologique.....	27
Figure 2.4 : Neurone formel.....	28
Figure 2.5 : Structure générale d'un réseau de neurone à une seule couche cachée.....	29
Figure 2.6 : Exemple d'une structure MISO LP.....	31
Figure 2.7 : Structure d'un réseau MISO FLP.....	35
Figure 2.8 : Structure d'un processeur DLP.....	35
Figure 2.9 : Réseau de neurone flou avec des poids binaires.....	36
Chapitre III	
Figure 3.1 : Régions d'un modèle de détecteur binaire classique.....	38
Figure 3.2 : Fonctions d'appartenance pour un détecteur flou.....	40
Figure 3.3 : Fonctions d'appartenance d'un détecteur flou CA-CFAR avec SNR=10 dB : (a) $W=3\text{dB}$, (b) $W=5\text{dB}$	43
Figure 3.4 : Fonctions d'appartenance d'un détecteur flou OS-CFAR avec SNR=10 dB : (a) $W=3\text{dB}$, (b) $W=5\text{dB}$	44
Figure 3.5 : Etapes d'un détecteur flou.....	47
Figure 3.6 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou CA-CFAR en utilisant les T-normes $W=5\text{dB}$, classification A: (a) Minimum, (b) somme bornée, (c) produit algébrique.....	50

Figure 3. 7 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou CA-CFAR en utilisant les S-normes $W=5$ dB, classification A : (a) Maximum, (b) produit borné, (c) somme algébrique.....	51
Figure 3. 8 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR, classification A.....	52
Figure 3. 9 : Comparaison entre les plus petites probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR, classification A	53
Figure 3. 10 : Comparaison entre les probabilités de détection dans un détecteur flou CA-CFAR en utilisant la règle du maximum et la règle du produit borné, classification A	54
Figure 3. 11 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR classification B.....	55
Figure 3. 12 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou OS-CFAR en utilisant la règle du minimum, $W=5$ dB.....	56
Figure 3. 13 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou OS-CFAR.....	57
Figure 3. 14 : Probabilités de détection dans un détecteur flou CA-CFAR en présence de Cibles interférentes.....	58
Figure 3. 15 : Probabilités de détection dans un détecteur flou OS-CFAR en présence de cibles interférentes.....	58
Figure 3. 16 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou CA-CFAR en utilisant les règles d'inférence proposées.....	60
Figure 3. 17 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR en utilisant la règle du maximum, la règle du produit borné et les règles d'inférence proposées.....	61
Chapitre IV	
Figure 4.1 : Structure du réseau de neurones flou.....	66
Figure 4.2 : Fonctions d'appartenances triangulaires.....	67
Figure 4.3 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec μ_1, μ_2 comme entrées du réseau pour $n=512$	76
Figure 4.4 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec β_1, β_2 , comme entrées du réseau pour $n=512$	77

Figure 4. 5 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec $\mu_{0,1}$, $\mu_{2,1}$ comme entrées du réseau pour n=512.....	77
Figure 4. 6 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la Method FNN avec $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau pour n=512.....	78
Figure 4. 7 : Comparaison entre les variances de l'estimé de "v" en utilisant le réseau de neurones flou FNN, pour $\mu_{0,1}$, $\mu_{2,1}$ (*) et $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ (-) comme entrées du réseau.....	79
Figure 4. 8 : Variances de l'estimé de "v" en utilisant le réseau de neurones flou avec $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau pour n=256 et n=512.....	80
Figure 4. 9 : Erreur quadratique moyenne de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du Réseau pour n=512.....	80

Résumé :

L'objectif d'un système radar est la détection automatique des cibles dans l'espace sous diverses conditions d'environnement. La grande diversité des environnements dans lesquels le radar opère, est la principale source des bruits et d'échos indésirables. Ces signaux inopportuns s'ajoutent au signal cible, le brouillent, et compliquent ainsi l'opération de détection qui devient délicate et difficile à réaliser. Il faut donc identifier puis extraire le bruit du signal, pour pouvoir ensuite détecter la cible. Plusieurs distributions existent pour modéliser les bruits selon l'environnement considéré.

Notre thèse se divise en deux parties, la première traite le problème de la détection, la deuxième, celui de l'estimation des paramètres de la distribution K caractérisant l'environnement de la mer.

Pour le premier problème, nous avons appliqué les règles de la logique floue pour modéliser l'incertitude au niveau de la décision, aux alentours du seuil de détection, pour les deux processus CA-FAR et OS-CFAR dans un environnement gaussien. Nous avons considéré un détecteur séquentiel où, à chaque fois qu'une observation est prise, on calcule son appartenance à trois régions dites "région de détection", "région de non détection" et région "d'incertitude". Puis on considère deux observations qui seront ensuite combinées selon différentes règles de fusion pour aboutir enfin à la décision globale. Les résultats trouvés illustrent bien la troisième région qui n'existait pas dans les détecteurs classiques et prouvent la supériorité de la règle définie par le produit borné sur les autres règles de fusion.

Pour le deuxième problème, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels dont la structure s'inspire de celle du système nerveux humain. Ils représentent des systèmes de traitement de l'information très puissants que ce soit pour l'approximation des fonctions ou la rapidité de calcul. Leurs domaines d'application sont variés, et ils sont utilisés beaucoup plus là où les outils et les calculateurs traditionnels semblent moins bien adaptés que les êtres humains, telles que des tâches perceptives. Récemment les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés même dans la détection radar.

Dans notre travail de recherche, nous avons proposé l'étude d'un réseau de neurones artificiel flou pour l'estimation des paramètres de la distribution K . En effet, un estimateur FNN (Fuzzy Neural Network) est proposé en utilisant la technique de la rétro-propagation du gradient pour l'entraînement du réseau. Différentes fonctions d'entrées du réseau sont considérées et les résultats de simulation prouvent la supériorité de l'approche neuronale par rapport à celle de la méthode des moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires.

Introduction générale

Résumé

Dans ce qui suit, nous allons faire en premier lieu une introduction sur le radar, puis nous allons présenter un état de l'art sur les techniques de détection et d'estimation qui existent déjà dans la littérature. Nous allons poser par la suite la problématique concernant les deux sujets traités dans cette thèse, et nous terminerons ce chapitre introductif en décrivant la manière par laquelle nous avons organisé ce travail.

- 1. 1 Introduction
- 1. 2 État de l'art
- 1. 3 Problématique
- 1. 4 Organisation de la thèse

I. Introduction

Le radar est un appareil émettant et recevant des ondes électromagnétiques, utilisé pour localiser des objets et déterminer leurs distances. Sa fonction principale est la détection, c'est-à-dire la révélation de la présence ou l'absence d'une cible dans l'espace de surveillance à partir des observations disponibles à la sortie du récepteur.

Dans les premiers radars, le clutter, le bruit et les variations de l'amplitude du signal de la cible étaient tous visualisés simultanément, par contre dans les radars modernes, les cibles sont détectées automatiquement. En effet cette détection consiste à déclarer la présence d'une cible lorsque le signal reçu dépasse un certain seuil. Etant donné que les modèles statistiques des signaux reçus ne sont pas disponibles à priori, et que la puissance du clutter est variable et inconnue, l'utilisation de techniques de détection à seuil fixe conduit alors à beaucoup de fausses alarmes et dégrade ainsi les performances de la détection. Pour cela, une nouvelle technique à seuillage adaptatif a été adoptée dans les années soixante pour maintenir le taux de fausses alarmes constant (Constant False Alarm Rate CFAR). Depuis, plusieurs détecteurs CFAR ont été proposés [1-3], et diffèrent entre eux par la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du bruit selon le type de l'environnement. Récemment, les concepts de la logique floue et les réseaux de neurones ont été introduits dans les techniques de détection et de l'estimation.

II. Etat de l'art

Juste après avoir introduit la théorie des ensembles flous pour modéliser les ambiguïtés [4], Zadeh a prouvé que la logique floue pourrait être combinée à la théorie des probabilités [5]. Depuis, beaucoup d'auteurs ont travaillé pour introduire la logique floue dans la théorie de la détection. En effet Gorzalczy et Dziech [6,7] présentent une série de travaux concernant la transmission et la détection de signaux dont l'amplitude est donnée par des ensembles flous. Son *et al* [8-10] proposent de reformuler le critère de Neyman-Person pour des données imprécises et l'appliquent pour la détection de signaux précis. Juste après, Saade et Schwarzlander développent une série de travaux sur des données à aspect flou et aléatoire et l'appliquent à la détection de signaux lorsque l'amplitude ou la forme du signal est floue [11,12], et lorsque les probabilités à priori et les coûts dans la règle de décision Bayésienne sont flous [13,14]. Dans [15] Leung remplace le seuil fixe par un seuil flou modélisé par une fonction d'appartenance. Par la suite, Leung et Minett explorent l'effet des paramètres imprécis sur les performances de certains détecteurs [16-22].

Dans la référence [17], ils considèrent la technique CFAR en utilisant les règles du flou dans un environnement weibull. Ils supposent que la valeur du paramètre de forme de la distribution est connue et utilisent la fonction du maximum de vraisemblance pour l'estimation du paramètre d'échelle pour avoir la fonction d'appartenance. Ils ont supposé que la valeur du paramètre de forme est connue et ils ont utilisé l'estimateur du maximum de vraisemblance du paramètre d'échelle pour trouver la fonction d'appartenance. La règle du "*M-parmi-N*" est étudiée dans [18] en utilisant un seuil de détection flou par les mêmes auteurs, et ils donnent dans [22] une comparaison entre les performances d'un intégrateur binaire et d'un intégrateur flou dans un clutter gaussien. Dans [23], Guo-Hong *et al* développent des règles de fusion avec des fonctions d'appartenance trapézoïdales en utilisant les probabilités à priori floues et les fonctions coût flou. Dans [24], Hammoudi et Soltani donnent une analyse des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR en considérant un système distribué constitué de deux détecteurs en utilisant les deux opérateurs "AND" et "OR" pour les règles de fusion et en utilisant un seuil de détection flou.

Le concept de la logique floue pour modéliser l'incertitude dans la détection de signaux a été introduit par Boston [25-30]. Dans [25], il propose un détecteur dans lequel le signal reçu est classé en trois catégories : signal présent, signal absent et signal incertain où aucune décision n'est prise. Ensuite, dans la référence [26] il présente une approche floue pour réduire les erreurs commises lors de la détection des signaux QRS dans un électrocardiogramme ECG, et met en évidence une classification des échantillons incertains. Il a même proposé une approche alternative pour modéliser l'incertitude dans la détection en utilisant la théorie de Dempster-Shafer [30].

Tout les travaux cités jusque là traitent le problème de la détection en général. Cependant, pour atteindre les meilleures performances de détection dans les techniques à taux de fausse alarme constant (CFAR), il faut avoir une bonne estimation des paramètres qui caractérisent le clutter dans lequel le radar opère. Plusieurs méthodes ont été proposées [31-34] pour l'estimation des paramètres de la distribution K qui modélise le clutter de mer. La plupart d'entre elles utilisent les moments de la distribution. Raghavan [31] a proposé une technique basée sur la moyenne arithmétique et géométrique de la donnée. Ceci nécessite des méthodes numériques à temps de calcul considérable pour résoudre des équations non linéaires. Cette méthode est bien adaptée pour le cas d'un grand nombre d'échantillons (supérieur à 1000), mais pour le cas d'un nombre d'échantillons moins élevé, la valeur de la variance des

paramètres à estimer reste importante [32]. Joughin [32] a proposé une méthode basée sur la fonction du maximum de vraisemblance ML (the Maximum Likelihood Function). Cette dernière donne de meilleurs résultats comparés à ceux obtenus par la méthode des moments, mais elle présente l'inconvénient d'être coûteuse pour l'implémentation. Iskander et Zoubir [33] ont proposé une méthode beaucoup plus simple que celles proposées dans [31] et [32] en utilisant les moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires HOFM (Higher Order and Fractional-Moments). Dans [34], une approche qui combine la méthode ML avec la méthode des moments (ML/MOM) est présentée. Les résultats montrent que la méthode ML/MOM est plus performante par rapport à celle proposée dans [31] uniquement pour des valeurs particulières du paramètre de forme ν . Lorsque ν dépasse une certaine valeur, les résultats obtenus par la méthode décrite dans la référence [31] deviennent meilleures. Dans [35], des méthodes d'estimation récursives du paramètre de la distribution K ont été étudiées et testées utilisant une fonction densité de probabilité (FDP) mixte permettant l'application de la technique récursive de Titterington où l'estimée du paramètre est actualisée après chaque nouvelle observation.

Récemment, quelques travaux sur les réseaux de neurones artificiels ANN (Artificiel Neural Network) pour l'estimation des paramètres de la distribution K ont été proposés [36-38]. Smolikova, *et al* [36] présentent une approche neuronale pour l'estimation des paramètres élevés de la distribution K en utilisant une architecture MLP (Multi-Layer Perceptron) et l'algorithme de rétro-propagation BP (Back Propagation algorithm) pour l'apprentissage d'un réseau de neurones à trois entrées, où chaque entrée représente une fonction de moments. Dans [38], Mezache et Soltani proposent une nouvelle technique basée sur les réseaux de neurones flous FNN (Fuzzy Neural Network). L'idée est d'extraire les meilleures performances des deux techniques proposées par Raghavan dans [31], et par Iskander *et al* dans [34], en obtenant ainsi deux estimées initiales du paramètre de forme ν . Ces deux valeurs seront combinées par la suite dans un réseau FNN pour aboutir à une valeur estimée de ν finale. En d'autres termes, le but est d'obtenir une estimation du paramètre de forme à partir d'une relation non-linéaire des deux estimations du paramètre de forme.

III. Problématique

Dans les détecteurs CFAR utilisés jusque là, quelque soit la technique de détection considérée, elle donne le choix le plus probable pour prendre une décision en faveur de la présence ou de l'absence d'une cible. Dans le cas où l'observation est proche du seuil de détection, la décision ne peut être prise de manière exacte. Pour cela nous avons exploité les règles de la logique floue et nous nous sommes inspirés de quelques travaux cités auparavant [25-30] pour modéliser l'incertitude dans le processus de décision et mesurer ainsi la probabilité d'incertitude dans des détecteurs CFAR dans un environnement gaussien.

Comme deuxième partie de notre étude, nous avons considéré le problème de l'estimation des paramètres de la distribution K. Nous avons considéré l'approche neuronale floue qui combine les réseaux de neurones artificiels et la logique floue. En effet, une méthode d'estimation des paramètres de la distribution K est proposée en vue d'améliorer les performances obtenues par les autres méthodes.

IV. Organisation de la thèse

Cette thèse est organisée comme suit :

Dans le premier chapitre, nous allons donner des rappels et des définitions sur les systèmes radar en se basant sur la théorie de la décision et les techniques de détection CFAR, puis nous présenterons quelques notions sur les différents types de bruit en donnant quelques distributions qui existent.

Dans le deuxième chapitre, nous allons rappeler en premier lieu les concepts de base de la logique floue où nous allons présenter les différentes étapes par lesquelles passe un système flou, puis nous allons aborder le concept des réseaux de neurones flous en précisant quelques structures qui existent dans la littérature.

Le chapitre III sera consacré au premier problème considéré dans notre étude, et qui concerne la modélisation de l'incertitude dans des systèmes de détection radar, à savoir, le CA-CFAR et l'OS-CFAR. Nous commençons par présenter le modèle d'un détecteur flou, ensuite nous introduisons des fonctions d'appartenance qui définissent en fonction du paramètre (l'échantillon du signal), les degrés d'appartenance à chacune des trois régions considérées, l'appartenance à la détection, l'appartenance à la non détection et l'appartenance à

la région d'incertitude. Puis nous considérons un système distribué constitué de deux détecteurs flous, et les fonctions d'appartenance seront combinées dans un centre de fusion, selon différentes règles d'inférences. La défuzzification sera effectuée en utilisant la loi du maximum, et une autre loi que nous avons proposée. Nous avons considéré par la suite la présence de cibles interférentes dans notre système et nous avons essayé de voir le comportement du détecteur flou face à ces perturbations. Enfin, nous terminerons ce chapitre par des résultats de simulations et une étude comparative entre les différentes lois d'inférence utilisées. Le bruit thermique est considéré négligeable dans toutes nos simulations.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons le deuxième problème de notre étude qui consiste en une nouvelle approche de l'estimation des paramètres de la distribution K, basée sur la technique des réseaux de neurones flous. Nous commençons par la présentation de la technique d'estimation, déjà vue dans la littérature, basée sur la méthode des moments fractionnaires et les moments d'ordre supérieur, puis nous présentons notre technique d'estimation basée sur l'approche neuronale floue. Pour l'apprentissage du réseau, nous avons considéré l'algorithme de rétro-propagation du gradient, et pour les règles d'inférence, nous avons utilisé les opérateurs "AND" et "OR" de la logique floue. Plusieurs fonctions de moments ont été utilisées comme entrées du réseau. Enfin nous comparons nos résultats avec ceux proposés dans [33].

Nous terminons cette thèse par un chapitre conclusion, pour faire ressortir notre contribution scientifique et des suggestions pour d'éventuelles extensions à notre travail.

Chapitre I

Rappels sur les techniques de détection

Résumé

Dans ce chapitre, nous présenterons en premier lieu, un bref historique sur les systèmes radar, puis quelques rappels sur la théorie de la décision ainsi que la détection CFAR. Ensuite nous discuterons des différents types de bruits existants dans de tels systèmes et nous terminerons par donner quelques statistiques du fouillis (clutter).

- 1. 1 Introduction
- 1. 2 Théorie de la décision
- 1. 3 Détection CFAR
- 1. 4 Différents types de bruits

1. 1 Introduction

On entendait parler du mot radar, qui signifie "radio detection and ranging" (système de détection et de télémétrie par onde radio) durant la deuxième guerre mondiale, mais en réalité, son principe de base est beaucoup plus ancien et s'inspire du concept de l'écho électromagnétique.

En effet, les équations caractérisants une onde électromagnétique ont été formulées par le physicien James Clerk Maxwell en 1886 et peu de temps après, Hertz a prouvé expérimentalement que les ondes électromagnétiques se réfléchissent sur des surfaces conductrices. Là, on a commencé à montrer de l'intérêt au phénomène de l'écho comme on le faisait pour les ondes sonores et la lumière. Ce n'est qu'en 1904 que l'ingénieur allemand Christian Hulsmeyer a suggéré l'utilisation de l'écho radio dans un appareil de détection afin d'éviter les collisions en navigation. Par la suite, les ingénieurs français et britanniques se sont beaucoup intéressés à la détection à l'aide d'onde radio et le radar fut développé progressivement. En 1925, Briet et Tuve étaient les premiers qui ont appliqué les radars à impulsions, capables de mesurer la distance des cibles. Depuis les systèmes radar n'ont pas cessé d'évoluer, d'ailleurs de nos jours, quelques radars utilisent les ondes optiques au lieu des ondes radio.

1. 2 Principe de fonctionnement du RADAR

Les radars à impulsions sont les plus utilisés de nos jours, leur principe de fonctionnement est basé sur la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions très brèves et très puissantes qui sont produites par un émetteur, puis rayonnées dans l'espace sous forme d'ondes électromagnétiques par une antenne dans une direction bien déterminée. Généralement, les radars à impulsions utilisent un duplexeur qui permet à l'antenne d'être utilisée pour l'émission et la réception en bloquant l'entrée de tout signal reçu pendant l'émission. L'onde électromagnétique reçue est transformée en un signal électrique grâce à la chaîne de réception. Le signal reçu est ensuite amplifié grâce aux étages d'amplificateurs à haute fréquence du récepteur, puis transformé en un signal lumineux qui peut être visualisé sur un écran.

Un schéma synoptique d'un radar à impulsions est représenté sur la figure 1.1. Il est composé de deux canaux ; le canal d'émission et le canal de réception.

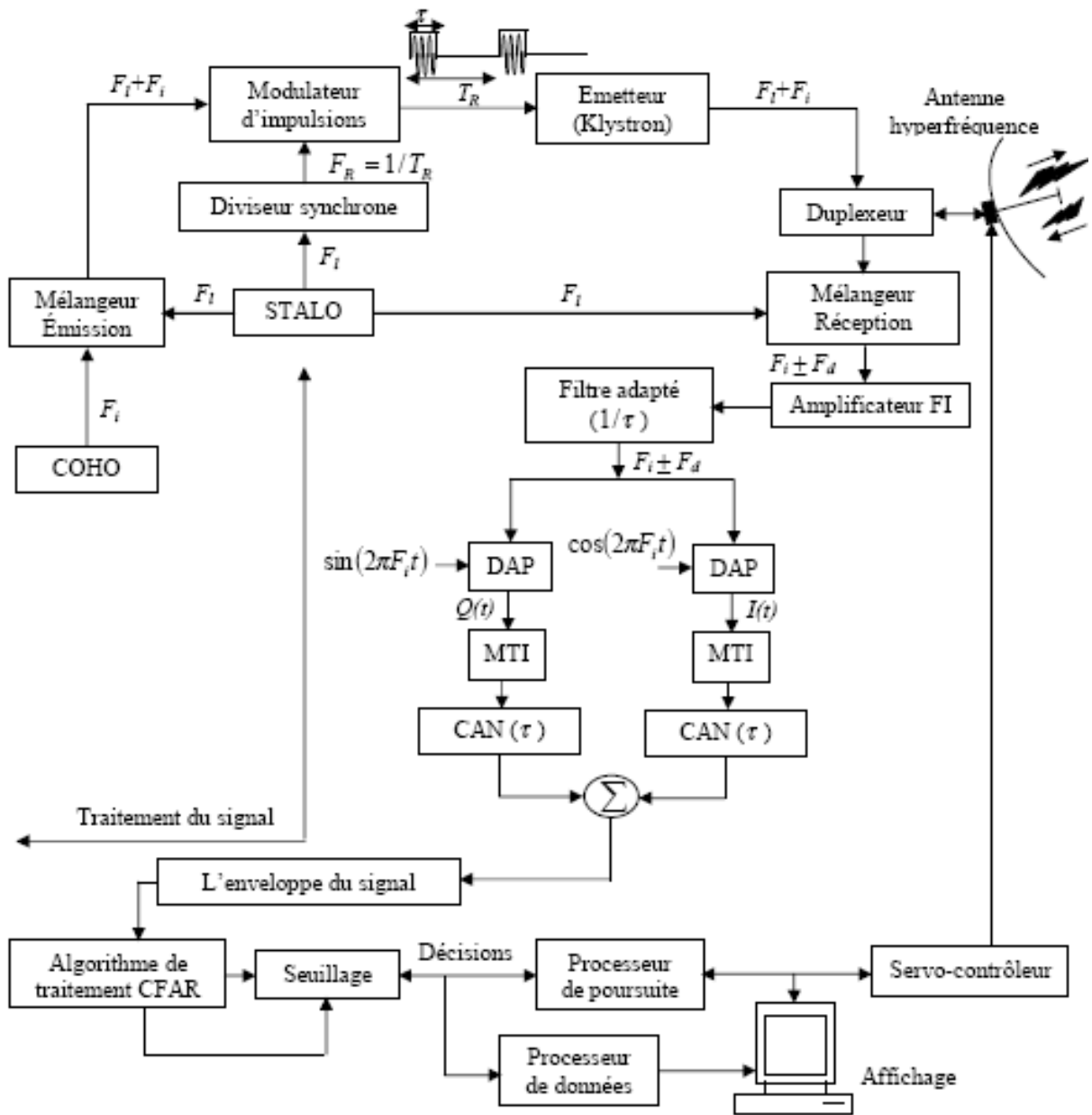


Figure 1.1 : Schéma synoptique d'un radar.

A partir d'un oscillateur stable, STALO « Stable Oscillator » à la fréquence intermédiaire f_i , du récepteur, et à partir d'un autre oscillateur local, LO « Local Oscillator » de fréquence f_l et par battement des deux fréquences f_i et f_l , nous avons une formation de l'onde d'émission à la fréquence $f_i + f_l$. Le signal hyperfréquence est ensuite découpé en impulsions de durée τ , à une fréquence $f_R = 1/t_R$, où t_R est la période de répétition, par le biais d'un interrupteur électronique commandé par un signal de même durée et de même fréquence. Ces impulsions sont amplifiées et envoyées au duplexeur qui les dirige à son tour vers l'antenne.

Au niveau de la réception, le signal reçu possède une fréquence $f_c + f_d$ où f_d est la fréquence Doppler qui est fonction de la vitesse radiale de la cible par rapport au radar. Le mélange de ce signal avec celui fourni par l'oscillateur local, LO, donne un signal à la fréquence intermédiaire $f_i + f_d$. Ce dernier subit encore une amplification avant d'être filtré de façon optimale par un filtre adapté à la forme de l'impulsion émise de durée τ . La sortie du filtre adapté est un signal à bande étroite centré sur la fréquence intermédiaire f_i . Ensuite, la séparation des cibles mobiles des cibles fixes (clutter) s'effectue par un traitement MTI (Moving Target Indicator) qui se base sur la différence entre leurs vitesses radiales. A la sortie du MTI, le signal est appliqué à un détecteur quadratique pour donner l'enveloppe du signal. Le signal vidéo à la sortie du détecteur quadratique est soit amplifié et appliqué sur l'électrode d'un indicateur cathodique, comme c'est le cas d'un radar classique, soit échantillonné en vue de traitements numériques ultérieurs.

La détection automatique des cibles radar revient à chercher dans les cellules, une par une, l'existence d'une cible. En fait, dans chaque direction de l'espace balayé par le radar, la portée est divisée en plusieurs centaines de cellules et le test de détection dans chaque cellule utilise une fenêtre de N cellules qui sont de part et d'autre de celle-ci pour l'estimation du niveau du bruit. Un glissement de cette fenêtre le long des cellules de référence permet de couvrir toute la distance radar.

Les deux modèles de cibles considérés en théorie, bien confirmés par les expériences, sont :

- Premier modèle: il considère la cible comme étant un ensemble de plusieurs réflecteurs élémentaires de même taille et par conséquent l'enveloppe du signal réfléchi, à la sortie du détecteur quadratique, suit une loi de Rayleigh de la forme:

$$P(x) = \frac{x}{X_0^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2X_0^2}\right) \quad (1.1)$$

Où x est l'amplitude du signal et X_0 sa valeur moyenne qui dépend de la surface équivalente du radar.

- Deuxième modèle: il suppose que la cible est constituée d'un gros réflecteur entouré de plusieurs petits réflecteurs. Donc, l'enveloppe du signal réfléchi à la sortie du détecteur quadratique suit une loi de la forme:

$$P(x) = \frac{9x^3}{2X_0^4} \exp\left(-\frac{3x^2}{2X_0}\right) \quad (1.2)$$

Les mouvements de la cible sur sa trajectoire sont très importants. Nous définissons deux sortes ; « scan-to-scan fluctuating target » et « pulse-to-pulse fluctuating target »

- **Cible fluctuante « scan-to-scan »:**

La cible lentement fluctuante garde la même amplitude pendant le temps d'un balayage. Donc les n_0 échantillons sont une seule réalisation d'une même variable aléatoire.

- **Cible fluctuante « pulse-to-pulse »:**

La cible rapidement fluctuante change de valeur par rapport à chaque impulsion. Il en résulte que chacune des amplitudes des n_0 échantillons sont des réalisations différentes d'une même variable aléatoire.

Les quatre modèles de Swerling définissent quatre types de cibles répondant aux différentes situations ci-dessus:

- **Cible du type I de Swerling (Swerling case I target)**

Ce modèle est défini par une cible lentement fluctuante et dont l'enveloppe du signal réfléchi suit une loi de Rayleigh dont la fonction densité de probabilité est donnée par :

$$f(q) = \frac{q}{\sigma_t^2} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_t^2}\right), \quad q > 0 \quad (1.3)$$

σ_t^2 représente la variance de la cible.

- **Cible du type II de Swerling (Swerling case II target)**

Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'enveloppe du signal réfléchi suit la loi donnée par l'équation (1.3).

- **Cible du type III de Swerling** (*Swerling case III target*)

Ce modèle est défini par une cible lentement fluctuante et dont l'enveloppe du signal réfléchi suit une loi Rayleigh modifiée dont la fonction densité de probabilité est donnée par :

$$f(q) = \frac{9q^3}{2\sigma_t^4} \exp\left(-\frac{3q^2}{2\sigma_t^2}\right), \quad q > 0 \quad (1.4)$$

- **Cible du type IV de Swerling** (*Swerling case IV target*)

Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'enveloppe du signal réfléchi suit la loi donnée par l'équation (1.4).

1.3 Théorie de la décision

La détection est l'opération qui consiste à prendre une décision sur la présence ou l'absence d'une cible en comparant le signal reçu à un certain seuil dépendant de la fausse alarme désirée.

- Si le signal utile dépasse le seuil, la cible est détectée.
- Si le bruit dépasse le seuil en absence du signal écho, on dit que c'est une fausse alarme.

La probabilité de fausse alarme est inversement proportionnelle au seuil de détection. Donc si le seuil est trop élevé, les cibles peuvent ne pas être détectées, et s'il est trop bas la probabilité de fausse alarme augmente comme il est indiqué sur la figure 1.2:

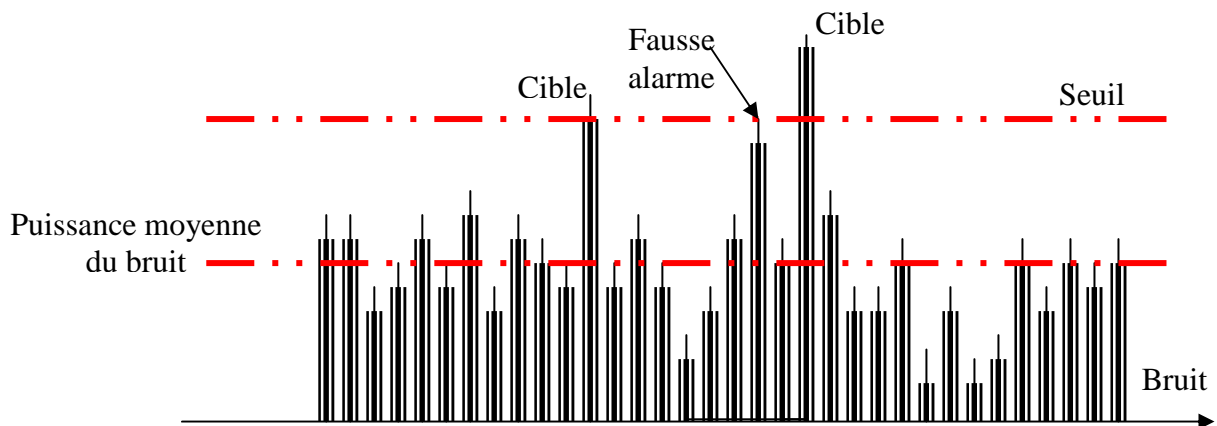


Figure 1.2 : Détection d'une cible.

Tout cela peut être formulé en termes de tests d'hypothèses statistiques qu'on appellera hypothèse nulle H_0 où la cible est déclarée absente, c'est-à-dire que le signal reçu ne dépasse pas le seuil, et l'hypothèse alternative H_1 où la cible est déclarée présente.

Quatre cas de décision sont possibles :

- H_0 est vraie et H_0 est décidée.
- H_0 est vraie et H_1 est décidée.
- H_1 est vraie et H_1 est décidée.
- H_1 est vraie et H_0 est décidée.

On remarque que le premier et le troisième cas représentent une bonne décision alors que les deux autres représentent une décision erronée. On définit la probabilité de détection, P_d , la probabilité de fausse alarme, P_{fa} et la probabilité de décider H_0 alors que H_1 est vraie P_m comme suit [39]:

$$P_d = P_r(\text{décider } H_1 / H_1) \tag{1.5}$$

$$P_{fa} = P_r(\text{décider } H_1 / H_0) \tag{1.6}$$

$$P_m = P_r(\text{décider } H_0 / H_1) \tag{1.7}$$

Supposons que la décision est prise sur une observation du signal reçu x . l'ensemble des valeurs que prend la variable aléatoire constitue l'espace d'observation Z , comme il est montré sur la figure 1.3, où Z_0 correspond à l'hypothèse H_0 et Z_1 à l'hypothèse H_1 .

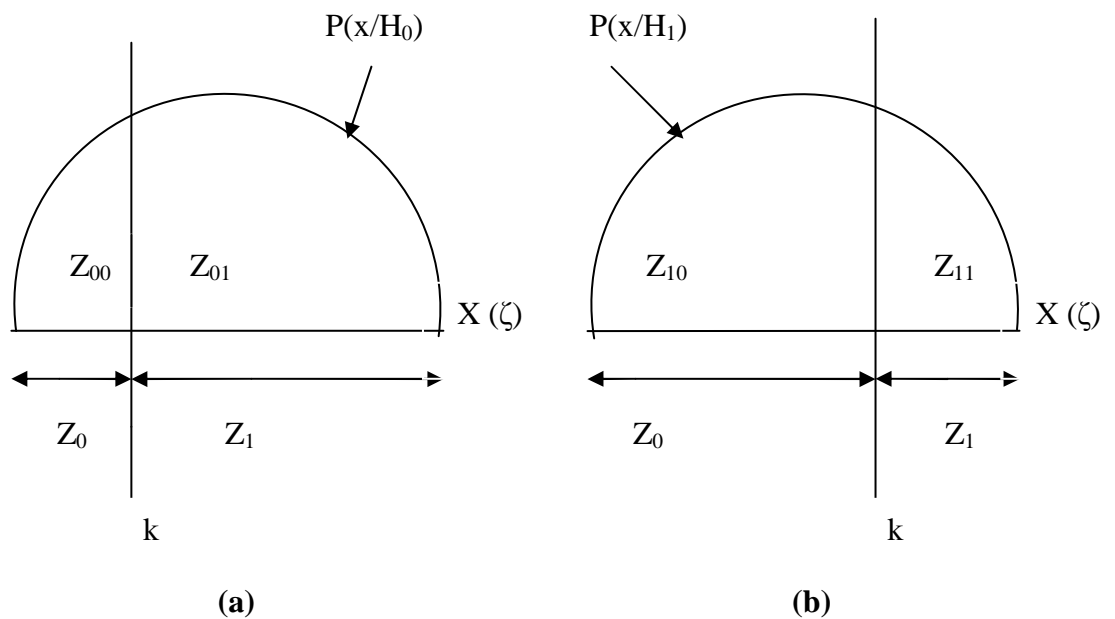


Figure 1.3 : Différents cas de décision lors d'une observation.

Parmi les différents critères de décision qui existent on cite :

1. 3. 1 Critère de Bayes :

Le critère de Bayes est basé sur la connaissance des probabilités à priori P_0 et P_1 des deux hypothèses H_0 et H_1 :

$$P_0 = P(H_0) \tag{1.8}$$

$$P_1 = P(H_1) \tag{1.9}$$

A chaque décision possible du système, on associe un coût C_{ij} équivalent à une pénalisation ou une récompense :

C_{ij} est le coût de décider H_i quand H_j est vraie. On obtient alors quatre cas possibles C_{00} , C_{11} , C_{01} , C_{10} . Le critère de Bayes consiste à déterminer la règle de décision qui minimise la valeur moyenne du coût définie par [39] :

$$C_m = C_{00}P_r\{H_0, H_0\} + C_{10}P_r\{H_1, H_0\} + C_{01}P_r\{H_0, H_1\} + C_{11}P_r\{H_1, H_1\} \tag{1.10}$$

$$P_r\{H_i, H_j\} = P_r\{H_i, H_j\} P_j = P_r\{r \in R_i\} P_j = P_j \int_{R_i} p(r/H_j) dr \tag{1.11}$$

Dans le cas de tests binaires, on peut écrire :

$$\int_{R_i} p(r) dr = 1 - \int_{R_j} p(r) dr, \quad j \neq i, i, j = 0, 1 \tag{1.12}$$

$$C_m = C_{11}P_1 + C_{10}P_0 + \int_{R_0} [P_1(C_{01} - C_{11})P(r/H_1) - P_0(C_{10} - C_{00})P(r/H_0)] dr \tag{1.13}$$

Pour minimiser le coût C_m , il faut minimiser l'intégrale en choisissant la région de décision R_0 de façon que la valeur à intégrer soit négative en tout point de R_0 . Ce qui nous amène à la règle de décision suivante

$$\Omega(r) = \begin{matrix} H_1 \\ \frac{P_{r/H_1}}{P_{r/H_0}} > \frac{P(H_0)(C_{10} - C_{00})}{P(H_1)(C_{01} - C_{11})} \\ H_0 \end{matrix} \tag{1.14}$$

$$\eta = \frac{P(H_0)(C_{10} - C_{00})}{P(H_1)(C_{01} - C_{11})} \tag{1.15}$$

η est appelé seuil de décision.

Le critère de Bayes revient alors à comparer le rapport de vraisemblance $\Omega(r)$ avec le seuil de décision η .

1. 3. 2 Critère de Neyman-Pearson :

Dans beaucoup de cas pratiques, les probabilités à priori P_i ne sont pas connues. Il est donc impossible d'utiliser l'approche bayésienne. Pour cela, on considère le critère de Neyman-Person qui consiste à minimiser la probabilité P_m (maximiser P_d) sachant que la probabilité de fausse alarme est fixée à une valeur déterminée ($P_{fa} = \alpha_0$). On utilise alors la fonction objective $J(\eta)$ donnée par [39] :

$$J(\eta) = P_m + \eta(P_{fa} - \alpha_0) \quad (1.16)$$

η est déterminé de façon à vérifier la contrainte :

$$P_{fa} = \int_{\eta}^{\infty} p(\Lambda / H_0) d\Lambda = \alpha_0 \quad (1.17)$$

$$J = \int_R p(r / H_1) dr + \eta \left(\int_{R_1} p(r / H_0) dr - \alpha_0 \right) \quad (1.18)$$

Donc la règle de décision est la comparaison entre le rapport de vraisemblance et le seuil η , 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. 4 Détection CFAR

L'idée de la technique CFAR (Constant False Alarm Rate) est de réaliser un système adaptatif capable de détecter une cible en utilisant un taux de fausse alarme constant, quels que soient les signaux parasites qui existent. En effet, le principe du CFAR est d'utiliser quelques échantillons du bruit pour pouvoir l'estimer et établir un seuil de détection qui s'adapte à ses fluctuations (voire la Figure 1.4).

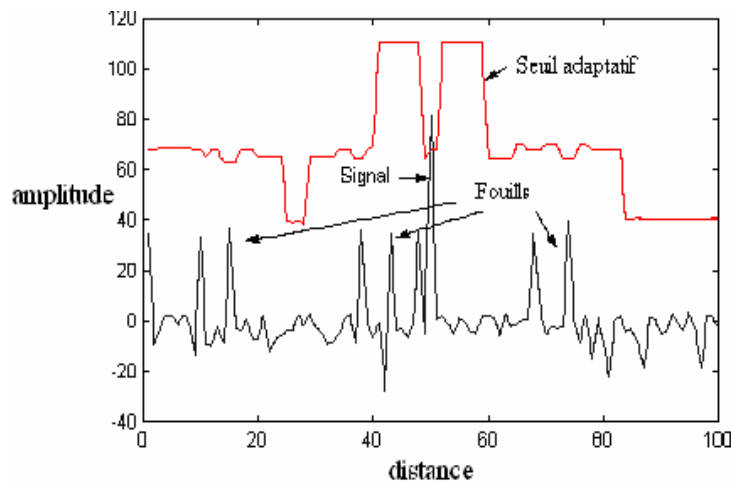


Figure 1.4 : Détection CFAR adaptative.

La Figure 1.5 représente le schéma bloc d'un détecteur CFAR. Les cellules sont divisées en deux fenêtres U et V entourant ainsi la cellule test. Les cellules contenues dans les deux fenêtres sont appelées cellules de référence. Un algorithme est appliqué pour le calcul du seuil de détection.

La première étape de l'algorithme consiste à calculer la valeur du test statistique qui est obtenue à partir des N cellules de références. On obtient alors N échantillons donnant le niveau du bruit utilisé pour le calcul du seuil de détection. La deuxième étape de l'algorithme consiste à multiplier la valeur fournie par le test statistique X par un facteur de seuil T . La sortie de la cellule test est ensuite comparée avec le seuil résultant TX pour décider de la présence ou de l'absence d'une cible. T Représente un facteur constant utilisé pour maintenir la fausse alarme à une valeur désirée constante pour une fenêtre de taille N .

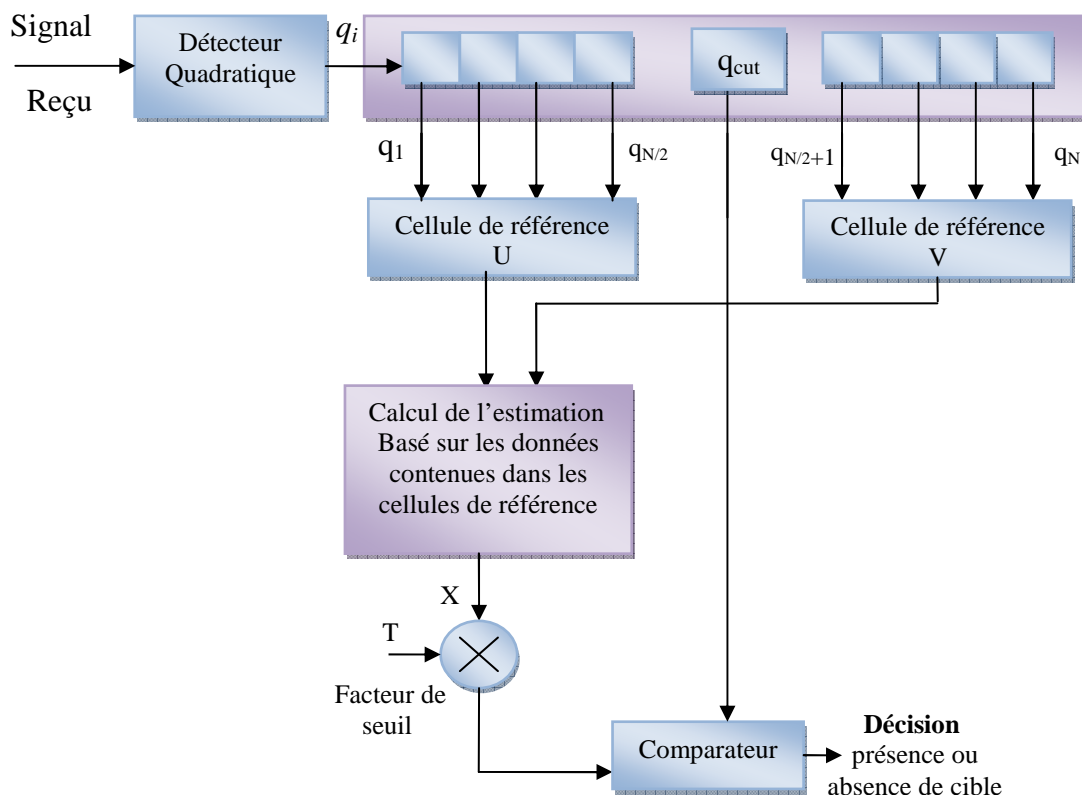


Figure 1.5 : Schéma bloc du détecteur CFAR.

1. 5 Différents types de bruits

Un bruit est un phénomène aléatoire et gênant qui peut modifier ou même détériorer la nature d'un signal portant une information, ce qui conduit à une limitation au niveau de la détection du signal utile. On trouve deux types de bruits :

- Le bruit thermique, dû à une chaleur importante dégagée par les composants électriques et électroniques internes du radar.
- Le clutter, qui représente les échos indésirables de certains réflecteurs tels que pluie, nuages, vagues, montagnes, insectes, battisses...etc. On distingue deux types de clutter: le clutter de volume comme les particules météorologiques (pluie ou nuages), le clutter de surface comme par exemple les échos provenant de la terre ou de la mer (voire figure 1.6).

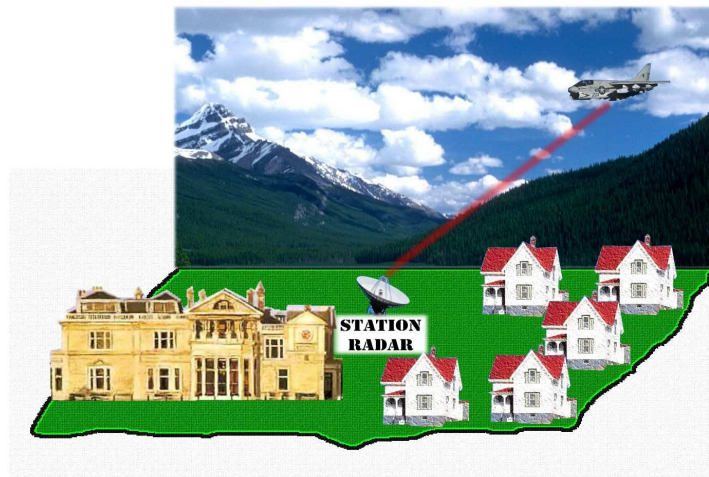


Figure 1.6 : Différents types de clutter.

La figure suivante montre un exemple de visualisation du clutter sur un écran radar.

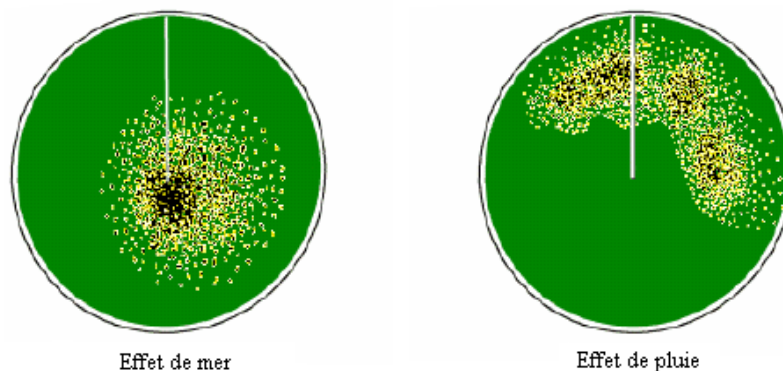


Figure 1.7 : Exemple de visualisation du clutter sur écran radar.

Le clutter peut être modélisé par différentes distributions selon la nature de l'environnement. Dans la littérature radar, plusieurs modèles ont été proposés pour représenter les statistiques du clutter de mer ou du clutter de terre tels que les fonctions densité de probabilité Weibull, Log-normal, Gamma et K [40,48].

1. 5. 1 Le modèle Weibull :

La fonction densité de probabilité (FDP) de la loi de Weibull est donnée par [40-43] :

$$f_x(x) = \frac{\nu}{a} \left(\frac{x}{a}\right)^{\nu-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{a}\right)^\nu\right], \quad x > 0 \quad (1.19)$$

Où ν et a représentent respectivement les paramètres de forme et d'échelle.

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

$$E[x^n] = a^n \cdot \Gamma\left(1 + \frac{n}{\nu}\right) \quad (1.20)$$

Pour $\nu = 1$ et $\nu = 2$, la distribution Weibull est identique aux distributions Exponentielle et Rayleigh respectivement.

1. 5. 2 Le modèle Log-normal:

La distribution log-normal est donnée comme suit [44]:

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma x} \exp\left[-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1.21)$$

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

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

$$E[x^n] = \exp\left(n\mu + \frac{n^2}{2}\sigma^2\right) \quad (1.22)$$

1. 5. 3 Le modèle Gamma:

La distribution Gamma est donnée par [45,46]:

$$f_x(x) = \frac{x^{\nu-1}}{a^\nu \Gamma(\nu)} \exp\left(-\frac{x}{a}\right) \quad (1.23)$$

$\Gamma(\cdot)$: Représente la fonction gamma.

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

$$E[x^n] = a^n \frac{\Gamma\left(\nu + \frac{n}{a}\right)}{\Gamma(\nu)} \quad (1.24)$$

1. 5. 4 Le modèle K:

Le clutter de mer est modélisé par la distribution K donnée par [47,48]:

$$f_x(x) = \frac{2}{a\Gamma(\nu+1)} \left(\frac{x}{2a}\right)^{\nu+1} K_\nu\left(\frac{x}{a}\right), \quad (1.25)$$

$$x > 0, \quad \nu > -1$$

Où $K_\nu(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce.

Les moments d'ordre n sont donnés par :

$$E[x^n] = \frac{1}{a^n} \frac{\Gamma\left(\nu + \frac{n}{2}\right)}{\Gamma(\nu)} \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right) \quad (1.26)$$

Chapitre II

La logique floue et les réseaux de neurones

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons quelques concepts de base de la logique floue ainsi que des notions sur les réseaux de neurones biologiques pour aboutir aux réseaux de neurones artificiels. Nous terminons par une étude consacrée aux réseaux de neurones flous.

- 2. 1 Introduction
- 2. 2 Logique floue
- 2. 3 Réseaux de neurones artificiels (ANN)
- 2. 4 Réseaux de neurones flous (FNN)

2. 1 Introduction

Bien que des progrès aient été effectués dans le domaine de l'informatique et de l'intelligence artificielle, la machine reste toujours incapable de raisonner, reconnaître quelque chose, ou même mener une discussion comme le fait un être humain qui peut parfois être hésitant dans telle ou telle autre situation. En effet, le raisonnement humain est basé sur des données imprécises ou incomplètes, alors que la machine se base sur des données exactes. Pour cela, les chercheurs dans le domaine de l'intelligence artificielle essaient de se rapprocher le plus possible du raisonnement humain et de maîtriser les incertitudes ce qui nous mène à la théorie de la logique floue. On essaie même de recréer artificiellement un cerveau humain, ce qui nous mène à l'approche des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques.

2. 2 Logique floue

Le concept de la logique floue fut introduit en 1965 à Berkeley par le professeur Lotfi Zadeh [4,5] qui posa la théorie des sous-ensembles flous permettant ainsi d'éviter le passage brusque d'un état à un autre. En 1973, il introduit la notion de variables linguistiques. En 1974, Mamdani réalise un contrôleur flou pour moteur à vapeur. En 1980 le chercheur japonais Sugeno applique le principe de la logique floue sur des problèmes de réglage et de commande. En 1987, à Sendai au Japon, on réalise la commande d'un métro avec un fonctionnement plus confortable, plus économique et une bonne précision d'arrêt. À ce moment, le Japon vit une véritable explosion du flou qui atteint son sommet en 1990. Aujourd'hui, l'étiquette « produit flou » (Fuzzy) est présente sur une vaste gamme de nouveaux produits.

La théorie de la logique floue est une théorie proposée pour traiter tout ce qui est subjectif et/ou incertain. En effet, la variable booléenne qui ne peut prendre que l'une des deux valeurs vrai ou faux (0 et 1) en logique classique est mal adaptée à la plupart des phénomènes. Donc, l'idée était de remplacer l'appartenance $[0,1]$ à un sous-ensemble classique par un degré d'appartenance pouvant prendre toutes les valeurs comprises entre 0 et 1. On parle donc d'une logique pondérée, c'est-à-dire une logique à plusieurs niveaux. La figure suivante montre les différentes étapes d'un système utilisant la logique floue.

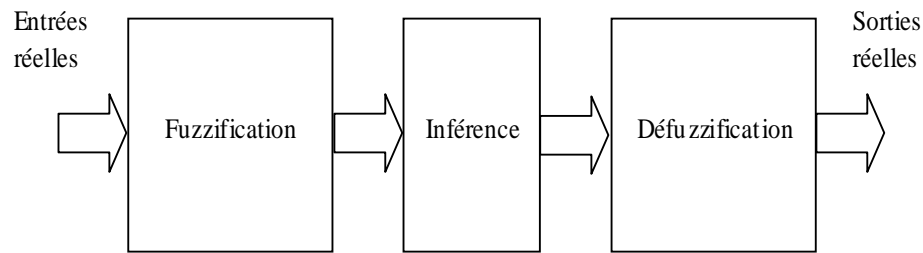


Figure 2.1 : Schéma synoptique d'un système flou.

2. 2. 1 Variables linguistiques

Lorsqu'on veut décrire une situation ou un phénomène on utilise souvent des termes flous, dans le genre, quelque, beaucoup, peu élevé, très élevé, grand, petit, moyen, lent, rapide, à peu-prêt...etc. En logique floue, ce genre d'expression est appelé "variables linguistiques".

2. 2. 2 Ensembles flous et fonctions d'appartenance

Pour pouvoir traiter les variables linguistiques dans un calculateur utilisant la logique floue, une définition de ces variables linguistiques à l'aide de fonctions d'appartenance s'impose. Pour cela, on définit un sous-ensemble flou A de X par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément, variable linguistique x de X, une valeur comprise entre 0 et 1, avec laquelle x appartient à A:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\} \quad (2.1)$$

$$\mu_A : x \rightarrow [0,1]$$

Il existe plusieurs formes de fonctions d'appartenance, les plus utilisées sont :

- La fonction triangulaire :

Elle est définie par trois paramètres {a, b, c}, qui déterminent les coordonnées des trois sommets. (voir figure 2. 2. (a))

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (2.2)$$

- La fonction trapézoïdale :

Elle est définie par quatre paramètres {a, b, c, d} (voir Figure 2. 2. (b)) :

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (2.3)$$

- La fonction gaussienne :

Elle est définie par deux paramètres {σ, m} (voir Figure 2.2. (c)) :

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.4)$$

- La fonction sigmoïde :

Elle est définie par deux paramètres {a, c}, (voir figure 2.2. (d)) :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - c))} \quad (2.5)$$

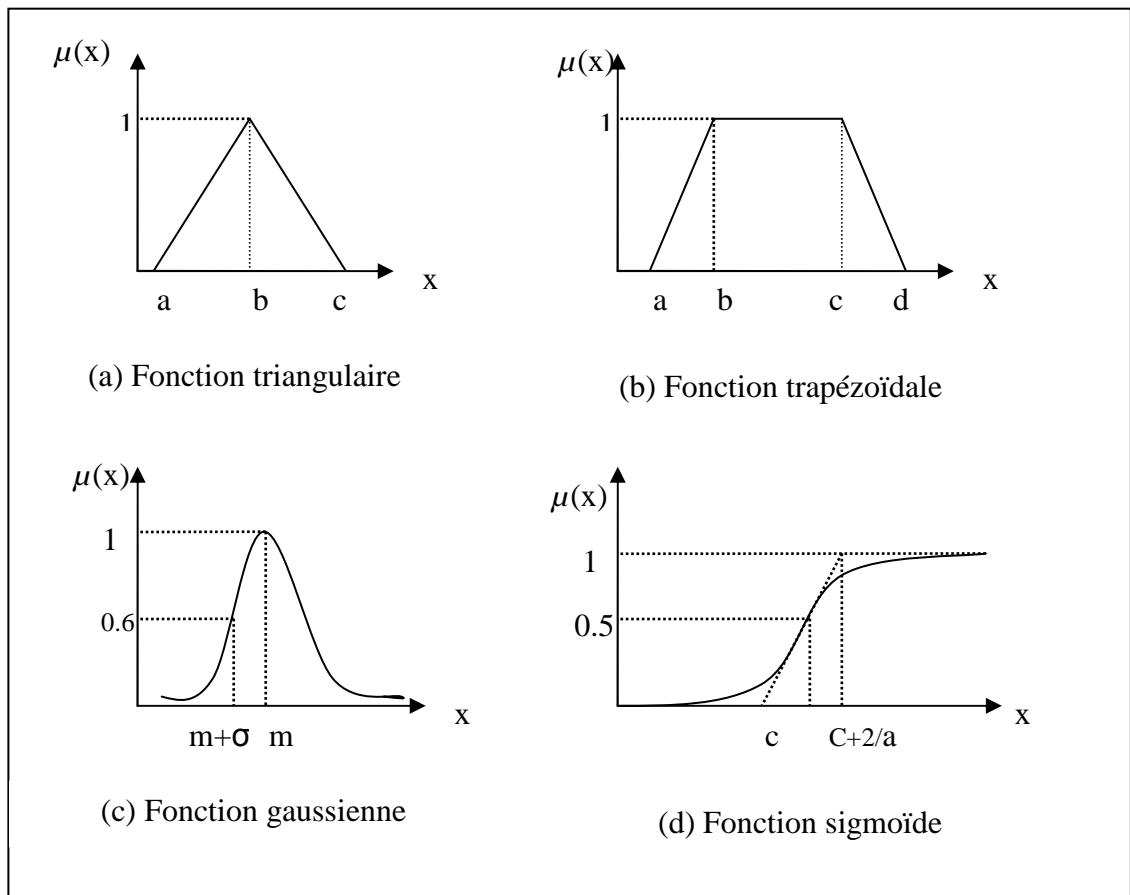


Figure 2.2 : Formes usuelles des fonctions d'appartenance.

2. 2. 3 Opérateurs flous

Il existe une logique binaire pour les ensembles classiques et une logique avec des degrés de vérité pour les sous-ensembles flous. Les opérateurs sur les sous-ensembles flous sont créés tout en respectant certaines propriétés pour retrouver les opérations de base de la logique booléenne telles que l'union ou l'intersection.

- Union :

L'union de deux sous-ensembles flous A et B de G est un sous-ensemble flou. Sa fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)]; \quad \forall x \in G \quad (2.6)$$

- Intersection :

L'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de G est un sous-ensemble flou. Sa fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]; \quad \forall x \in G \quad (2.7)$$

- Complément (négation) :

Le complément d'un sous-ensemble flou A de G est un ensemble flou noté \bar{A} dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x), \quad \forall x \in G \quad (2.8)$$

- Inclusion :

On dit qu'un sous-ensemble flou A est inclus dans un sous-ensemble flou B si :

$$\forall x \in G : \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (2.9)$$

Et on notera alors : $A \subset B$

2. 2. 4 Les t-normes et les s-normes :

L'opérateur "AND" peut être défini à l'aide d'une norme triangulaire (t-norme) :

$$t : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (2.10)$$

$$x, y \rightarrow z = x t y$$

(2.11)

De même, l'opérateur "OR" peut être défini par une (t-conorme) ou d'une s-norme :

$$s : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (2.12)$$

$$x, y \rightarrow z = x s y \quad (2.13)$$

Les t-normes et s-normes les plus fréquemment utilisées sont données sur le tableau suivant :

Tableau 2.1 : Les t-normes et les s-normes.

t-norme	s-norme	Négation	Nom
$\min(x,y)$	$\max(x,y)$	$1 - x$	Zadeh
$x.y$	$x + y - xy$	$1 - x$	Probabiliste
$\text{Max}(x + y - 1, 0)$	$\min(x + y, 1)$	$1 - x$	Lukasiewicz
x si $y = 1$ y si $x = 1$ 0 sinon	x si $y = 0$ y si $x = 0$ 1 sinon	$1 - x$	Drastique

2. 2. 5 Fuzzification

La fuzzification est le premier traitement dans un processus utilisant la logique floue. Ce traitement consiste à pondérer les fonctions d'appartenance des entrées aux divers sous-ensembles. Ces sous-ensembles sont aussi appelés "variables linguistiques".

2. 2. 6 Règles d'inférence

On appelle règles d'inférences l'ensemble des différentes règles qui relient les variables floues d'entrées aux variables floues de sorties d'un système. Ces règles se présentent sous la forme :

Si condition 1 et /ou condition 2 (et/ou...) alors action sur les sorties

2. 2. 7 Défuzzification

Les méthodes d'inférences donnent une fonction d'appartenance pour la variable de sortie. C'est donc une information floue qu'il faut transformer en grandeur physique et c'est le rôle de la défuzzification.

Ils existent plusieurs méthodes de défuzzification, mais pas de règles permettant de conclure sur le choix de la meilleure méthode. Ce choix sera donc en fonction des propriétés les plus importantes au regard du problème à résoudre. Les méthodes les plus couramment utilisées sont :

- Méthode du maximum :

C'est la méthode la plus simple et la plus approximative, elle consiste à ne prendre en compte qu'une valeur possédant le pourcentage maximum de la fonction d'appartenance résultante des règles d'inférences.

- Méthode de la moyenne des maxima :

Dans le cas où plusieurs sous-ensembles auraient la même valeur maximale, on considère leur moyenne.

- Méthode du centroïde :

Dans cette méthode, la sortie correspond à l'abscisse du centre de gravité de la surface de la fonction d'appartenance résultante. On peut procéder de deux manières :

- Soit prendre l'union des sous-ensembles flous de sortie et tirer le centroïde global (calculs très lourds).
- Soit prendre chaque sous-ensemble séparément et calculer son centroïde, puis on réalise la moyenne de tous les centroïdes.

- Méthode de la somme pondérée :

Dans cette méthode, on calcule individuellement les sorties relatives à chaque règle selon le principe de la moyenne des maxima, puis on réalise leur moyenne pondérée.

2. 3 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Créer une machine dotée d'une certaine forme d'intelligence est une idée fortement séduisante. Pour se faire, il faut trouver une réponse à cette question: Comment l'homme fait-il pour penser, raisonner ou même éprouver des sentiments? C'est à partir de là que des chercheurs se sont inspirés du système nerveux humain pour modéliser le neurone formel et aboutir enfin aux réseaux de neurones artificiels.

Le premier travail effectué sur les réseaux de neurones artificiels fut celui de McCulloch et Pitts en 1943 [49]. Dans leur article ils expliquent comment fonctionne un neurone biologique et proposent un modèle simple à une seule cellule neuronale. En 1949, Hebb [49] écrit un livre 'The organisation of behaviour' et qui représente une partie importante de la théorie des réseaux de neurones artificiels.

En 1958 John Von Neumann écrit un livre 'The computer and the brain', où il propose d'utiliser des structures hardware pour modéliser les performances d'un cerveau humain. En 1957, Frank Rosenblatt construit le perceptron qui est un modèle neuronal sur lequel repose la plupart des réseaux de neurones artificiels de nos jours [49]. En 1969 Marvin Minsky et Seymour montrent que le modèle du perceptron décrit par Rosenblatt présente de sérieuses limitations. A partir de là, on entend plus parler des réseaux de neurones pendant 10 ans. En 1982, John Hopfield publie un article, où il met en évidence la capacité des réseaux de neurones à traiter différentes opérations [49]. Cet article donne une deuxième naissance aux réseaux de neurones artificiels, et c'est à partir de là qu'on remarque leur extension dans différents domaines.

2. 3. 1 Neurone biologique

Le cerveau humain contient environ 100 milliards de neurones. Ces neurones vous permettent, entre autre, de lire cette thèse tout en maintenant une respiration régulière permettant d'oxygéner votre sang, en actionnant votre coeur qui assure une circulation efficace de ce sang pour nourrir vos cellules. Ils vous permettent même, de comprendre les idées que nous essayons de vous transmettre [49]. Un neurone ou cellule nerveuse permet d'envoyer et de recevoir les informations, il est constitué de trois éléments essentiels, le corps cellulaire et deux types de prolongements, les dendrites et l'axone comme indiqué sur la figure 2.3.

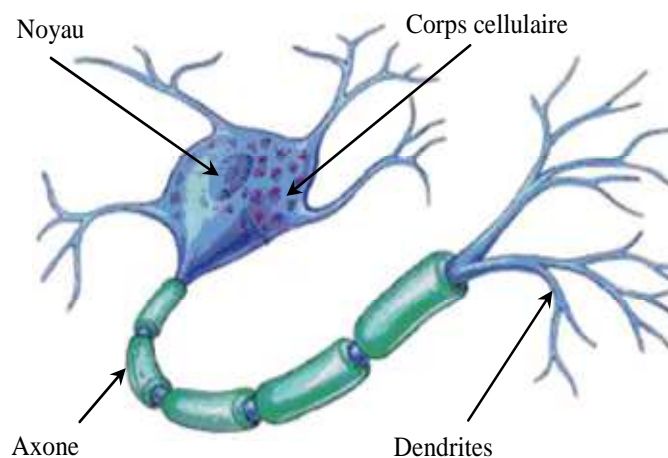


Figure 2. 3 : Structure d'un neurone biologique.

Le corps cellulaire possède un noyau qui contient l'information génétique de l'organisme dont le neurone est issu. Chaque neurone possède des dendrites qui lui permettent de recevoir les signaux (impulsions) provenant d'autres neurones. Quand à l'axone, il sert à transmettre l'information générée dans son corps cellulaire. Le point de contact entre un axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone est appelée synapse.

2. 3. 2 Neurone formel

Un neurone formel représente l'élément de base d'un réseau de neurones artificiels. On peut le décrire par les éléments suivants :

- Son état a_i qui peut être une valeur réelle ou booléenne.
- Ses connexions auxquelles sont associées des poids W_{ij} (i représente l'indice du neurone et j représente l'indice du neurone partageant la connexion).
- Sa fonction d'entrée réalisant un prétraitement.
- Sa fonction d'activation (ou de transfert), qui calcule à partir du résultat de la fonction d'entrée, l'activation du neurone.

La figure 2.4 représente un neurone formel appliquant une fonction d'activation sur la somme pondérée de ses différentes entrées.

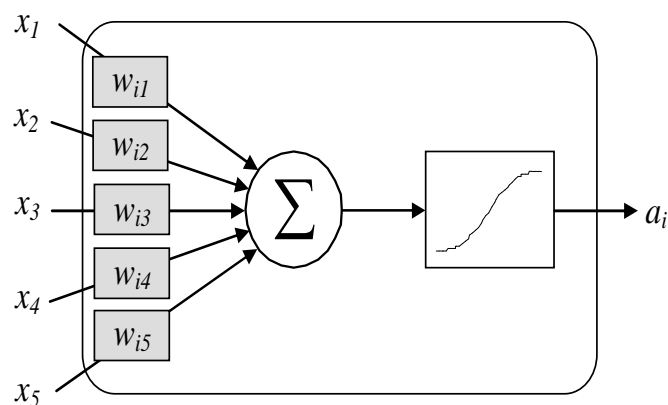


Figure 2. 4 : Neurone formel.

Un réseau de neurones artificiels comporte un certain nombre de neurones connectés entre eux. La sortie de chaque neurone peut être reliée en entrée à plusieurs autres neurones. Dans les réseaux de neurones artificiels on parle de trois types de couches, une couche d'entrée qui contient les neurones d'entrée recevant les données de l'extérieur, une couche de sortie qui contient les neurones de sortie fournissant le résultat du traitement effectué, et une ou plusieurs couches cachées comme montré sur la figure 2.5.

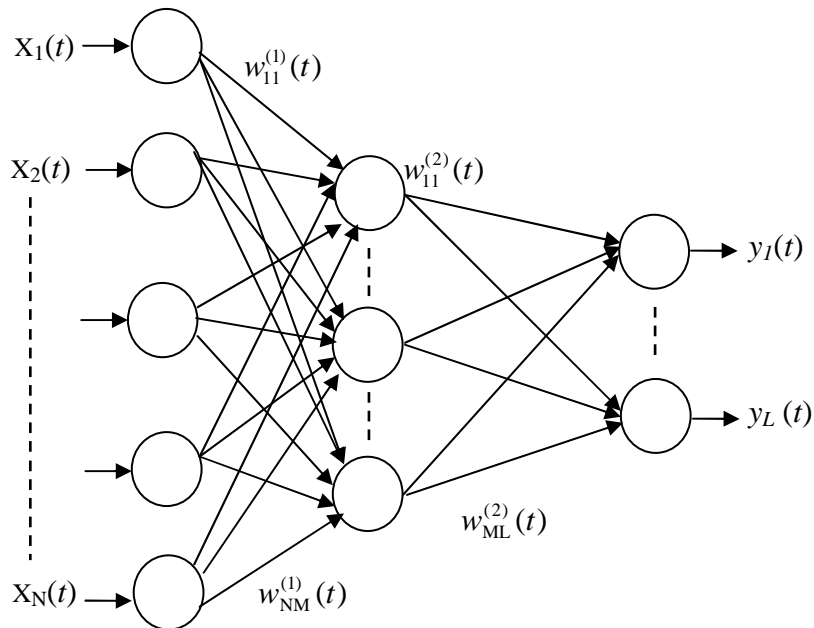


Figure 2. 5 : Structure générale d'un réseau de neurones à une seule couche cachée.

2. 3. 3 Apprentissage des réseaux de neurones

Le fonctionnement des réseaux de neurones passe par une phase d'apprentissage qui permet de déterminer l'ajustement des poids de connexions du réseau, et une phase d'opération. L'ajustement de poids se fait à l'aide de l'erreur calculée entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau. Une fois le réseau est entraîné, il représente une base de connaissance qui peut être appelée durant la phase d'opération. On distingue trois types d'apprentissage [50]:

- L'apprentissage supervisé : dans lequel on doit avoir pour chaque entrée du réseau, les sorties désirées correspondantes. L'ajustement des poids se fait alors à l'aide de la mesure d'erreur calculée à partir de la différence entre la sortie du réseau et la sortie désirée. C'est le mode d'apprentissage le plus utilisé.
- L'apprentissage non supervisé : dans lequel il n'y a pas de réponse désirée. Le réseau dans ce cas, doit déterminer lui-même la sortie en fonction des similarités et des propriétés communes des différentes entrées.
- L'apprentissage hybride : qui représente une combinaison des deux derniers types d'apprentissage.

L'algorithme de rétro-propagation du gradient d'erreur (back propagation BP) est la méthode d'apprentissage supervisé la plus utilisée dans les réseaux de neurones. Elle consiste à calculer les dérivées partielles de l'erreur commise par le réseau, par rapport aux poids de connexions.

La moyenne de l'erreur quadratique entre la sortie désirée et la sortie actuelle du réseau est donnée par [51]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_{dj} - \hat{y}_j)^2 \quad (2.14)$$

L'adaptation de poids se fait selon la formule suivante :

$$W(t+1) = W(t) + \gamma \frac{\partial E}{\partial W(t)} \quad (2.15)$$

$W(t+1)$: représente le vecteur des poids actuels.

γ : représente le taux d'apprentissage.

2. 4 Réseaux de neurones flous (FNN)

La combinaison entre les réseaux de neurones artificiels et la logique floue donne naissance à ce qu'on appelle réseaux de neurones flous (Fuzzy neural network FNN).

En effet le concept des ensembles flous peut être introduit au réseau de neurones artificiels pour représenter les données ambiguës ou les données qui ne sont pas définies d'une manière exacte. Ainsi la théorie des ensembles flous permet, aux systèmes neuro-flous, de représenter l'information sous une forme plus compréhensible pour l'être humain.

Un système flou peut être construit en utilisant des neurones "AND" et des neurones "OR" pour réaliser ainsi un processus logique (Logic Processor LP) [51]. La figure 2.6 illustre l'exemple d'un processus logique MISO (multi-input single-output LP) possédant six entrées, une seule couche cachée constituée de trois neurones réalisant la fonction logique "AND", et une couche de sortie constituée d'un seul neurone réalisant la fonction logique "OR".

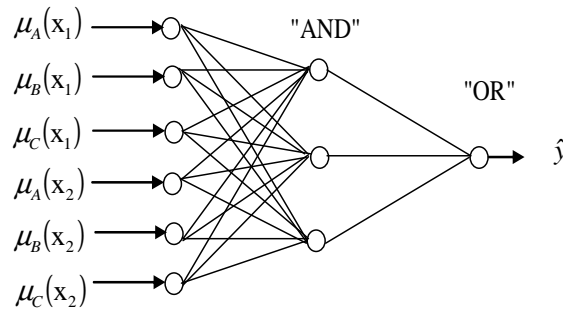


Figure 2.6 : Exemple d'une structure MISO LP.

Les opérations effectuées par les neurones "OR" et "AND" ainsi que leurs dérivées sont données comme suit [51]:

- La fonction "OR" :

$$\hat{u} = 1 - \prod_{i=1}^l (1 - x_i w_i) \tag{2.16}$$

Où w_i et x_i représentent respectivement, les poids de connexions des neurones et les signaux d'entrées.

Les dérivées partielles par rapport aux poids et aux entrées peuvent être calculées comme suit :

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} = x_i \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (1 - x_j w_j) \tag{2.17}$$

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial x_i} = w_i \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (1 - x_j w_j) \tag{2.18}$$

- La fonction "AND":

$$\hat{u} = \prod_{i=1}^l (x_i + w_i - x_i w_i) \tag{2.19}$$

Les dérivées partielles sont:

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} = (1 - x_i) \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (x_j + w_j - x_j w_j) \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial \hat{u}}{\partial x_i} = (1 - w_i) \prod_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^l (x_j + w_j - x_j w_j) \quad (2.21)$$

Un élément non linéaire peut être ajouté en série avec les neurones "AND" et "OR" :

$$\hat{z} = f(\hat{u}) \quad (2.22)$$

Où \hat{u} et \hat{z} sont respectivement l'entrée et la sortie de la fonction non linéaire f .

L'élément non linéaire peut être par exemple une fonction sigmoïde de paramètres m et b . Il est donné par:

$$\hat{z} = \frac{1}{1 + e^{-(\hat{u}-m)b}} \quad (2.23)$$

Le gradient par rapport aux poids de connexion devient :

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial w_i} = \frac{\partial \hat{z}}{\partial \hat{u}} \frac{\partial \hat{u}}{\partial w_i} \quad (2.24)$$

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial \hat{u}} = b\hat{z}(1 - \hat{z}) \quad (2.25)$$

Et par rapport aux paramètres de la fonction :

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial b} = (\hat{u} - m)\hat{z}(1 - \hat{z}) \quad (2.26)$$

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial m} = -b\hat{z}(1 - \hat{z}) \quad (2.27)$$

Une fois le réseau construit à l'aide des neurones "AND" et "OR", il passe par trois phases : la fuzzification, les règles d'inférence et la défuzzification.

- Fuzzification :

A l'entrée du FNN, les entrées numériques sont converties en valeurs probabilistes à travers des sous ensembles flous en utilisant des fonctions d'appartenances gaussiennes, triangulaires ou autres.

- Règles d'inférences :

Une fois les sous ensembles flous déterminés, on applique différentes règles d'inférence selon les besoins du problème à traiter.

- Défuzzification :

À la fin du processus flou, on passe à l'étape de défuzzification pour avoir une grandeur physique bien déterminée. La méthode la plus utilisée est le centre de gravité qui est définie par :

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^l w_i x_i}{\sum_{i=1}^l x_i} \quad (2.28)$$

Où \hat{y} représente la valeur de la sortie.

Les dérivées de la sortie par rapport aux poids sont :

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial w_i} = \frac{x_i}{\sum_{k=1}^l x_k} \quad (2.29)$$

Et par rapport aux signaux d'entrées :

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_i} = \frac{w_i - \hat{y}}{\sum_{k=1}^l x_k} \quad (2.30)$$

2. 4. 1 Entraînement du FNN

L'algorithme de rétro-propagation du gradient (BP) est utilisé pour ajuster les paramètres du réseau de façon à minimiser la valeur moyenne de l'erreur quadratique sur l'ensemble des échantillons d'entraînement :

$$E(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N [y_d(k) - \hat{y}(k, \theta)]^2 \quad (2.31)$$

- θ : représente le vecteur des paramètres du réseau.
- $y_d(k)$: représente la sortie désirée.
- $\hat{y}(k, \theta)$: représente la sortie estimée.

L'ajustement des paramètres du $n^{\text{ème}}$ neurone dans la couche 'l' se fait par [51] :

$$\hat{\theta}_n^l(k+1) = \hat{\theta}_n^l(k) + \varepsilon \psi_n^l(k) \frac{\partial E(\hat{\theta}_n^l(k))}{\partial \hat{z}_n^l(k)} \quad (2.32)$$

ε : représente le pas d'apprentissage et \hat{z}_n^l représente les sorties de neurones.

$$\psi_n^l(k) = \frac{\partial \hat{z}_n^l(k)}{\partial \hat{\theta}_n^l(k)} \quad (2.33)$$

$\psi_n^l(k)$: représente le vecteur du gradient.

Dans les réseaux de neurones flous, il est important de forcer les poids de neurones "AND" et "OR" à des valeurs comprises dans l'intervalle [0,1] après chaque mise à jour des paramètres du réseau.

2. 4. 2 Différents processeurs des réseaux FNN

Deux approches sont considérées dans les réseaux de neurones flous (FNN):

- Processeur FLP (Fuzzy Logic Processor) :

Dans cette approche, une architecture MIMO LP (multi-input multi-output logic processor) est construite [50], où les valeurs d'entrées du réseau sont évaluées à l'aide des ensembles flous et les sorties du réseau sont obtenues après défuzzification.

L'erreur utilisée pour l'entraînement du réseau est obtenue à partir de la différence entre les valeurs réelles de sorties et les valeurs estimées. Sur la figure 2.7 l'exemple d'un MISO FLP (multi-input single -output fuzzy logic processor) est illustré.

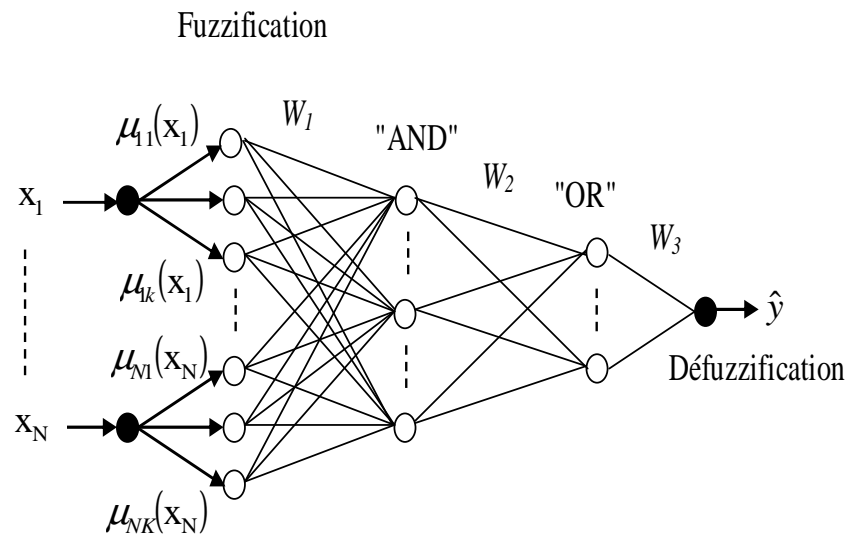


Figure 2. 7 : Structure d'un réseau MISO FLP.

- **Processeur DLP (Distributed Logic Processor) :**

Dans cette approche, plusieurs processeurs MISO LP sont construits comme indiqué sur la figure 2.8 [50]. Chaque processeur LP possède les mêmes entrées calculées à partir des signaux d'entrées appliqués aux ensembles flous.

Les fonctions d'appartenance sont calculées à chaque niveau et les processeurs logiques sont entraînés séparément en utilisant la différence entre la sortie désirée et la sortie estimée du LP. La sortie globale du réseau est alors obtenue après déffuzzification.

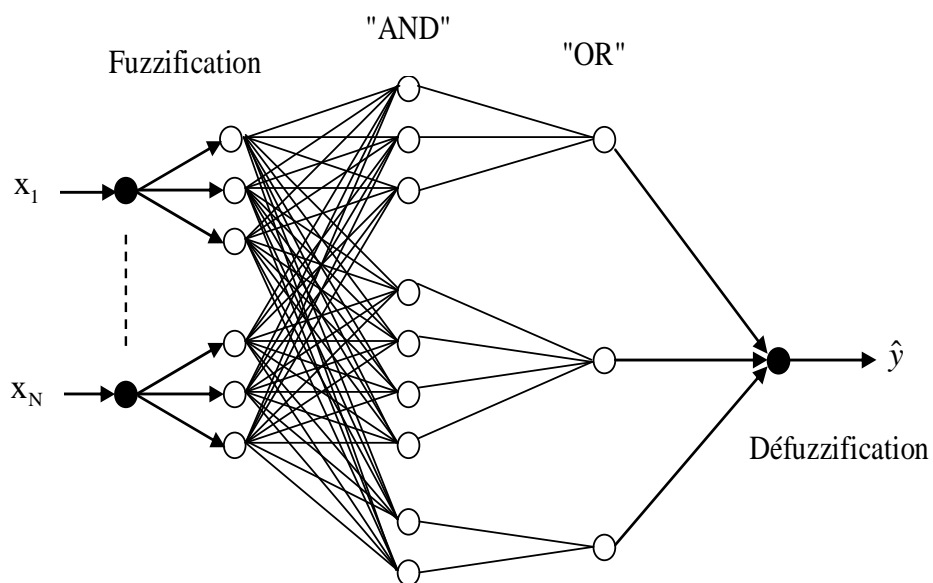


Figure 2. 8 : Structure d'un processeur DLP.

Une autre approche a été développée récemment par Belarbi *et al* [52,53], et qui est basée sur la structure d'un FLP. Le réseau est constitué de cinq couches, les paramètres ajustables du réseau sont les largeurs des différents univers de discours (grandeurs réelles) et les poids de connexion (grandeurs binaires). La phase d'apprentissage consiste alors, à déterminer les valeurs optimales de ces grandeurs qui minimisent une certaine fonction coût. Un exemple d'un tel réseau est illustré sur la figure 2.9, avec deux entrées, six neurones dans la première couche cachée avec trois sous ensembles flous comme univers de discours, LOW (L), MEDIUM (M) et HIGH (H) pour chaque entrée, neuf neurones "AND", trois neurones "OR" et un seul neurone dans la couche de sortie.

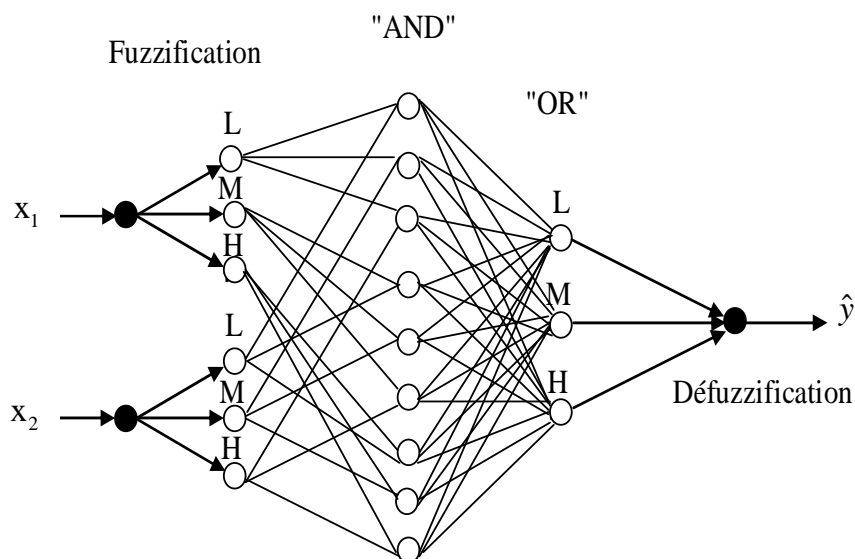


Figure 2. 9 : Réseau de neurones flou avec des poids binaires.

Chapitre III

Modélisation de l'incertitude dans des détecteurs

CFAR

Résumé

Ce chapitre est consacré à la modélisation de l'incertitude dans les détecteurs CFAR. Nous allons commencer en premier lieu par décrire le modèle du détecteur flou et donner les différentes fonctions d'appartenances utilisées. Ensuite, nous allons considérer la fusion entre deux observations en appliquant les différentes lois d'inférence. Nous procéderons par la suite au calcul des probabilités de détection, de non détection et de l'incertitude, et nous terminerons le chapitre par discuter les résultats de simulations obtenus.

- 3. 1 Introduction
- 3. 2 Détecteurs CFAR
- 3. 3 Détecteur flou
- 3. 4 Calcul des probabilités
- 3. 5 Combinaison des fonctions d'appartenance
- 3. 6 Conclusions

3.1 Introduction :

Dans les systèmes de détection radar, la décision sur la présence ou l'absence de cibles est prise selon des techniques de seuillage basées sur l'hypothèse H_1 "cible présente" et l'hypothèse H_0 "cible absente". Dans les situations où le signal caractérisant la cible est très proche du seuil de détection T , la décision ne peut être prise avec une bonne certitude.

En effet le passage de la région de détection à la région de non détection se fait d'une manière brusque (voir la figure 3. 1).

Dans ce chapitre, nous allons présenter un détecteur séquentiel flou capable de modéliser l'incertitude dans le processus de décision en utilisant les règles de la logique floue dans un environnement gaussien. En effet pour chaque observation, nous calculons le degré d'appartenance à trois régions qui correspondent à "cible absente", "cible présente" et "cible incertaine". Nous appliquons ensuite différentes règles de fusion pour décider de la présence ou de l'absence de la cible. Si la décision est incertaine, nous relançons le processus jusqu'à ce que la décision soit en faveur de l'une des deux régions, détection ou non détection. Si après un certain nombre d'essais la décision reste incertaine, nous pouvons conclure que nous avons un cas de non détection [54].

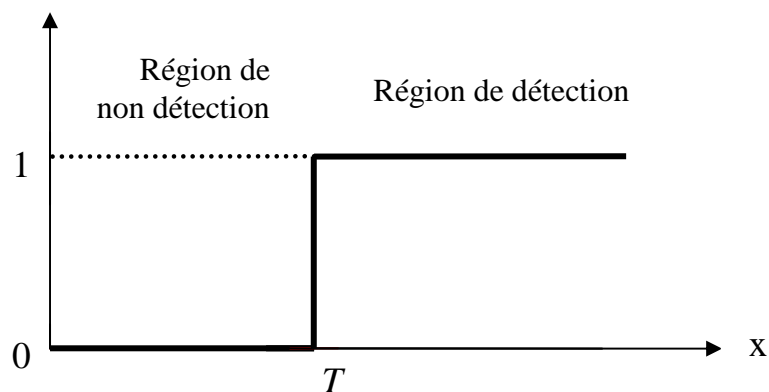


Figure 3.1 : Régions d'un modèle de détecteur binaire classique.

Avant de présenter notre modèle du détecteur flou et ses performances, nous allons faire des rappels sur les détecteurs CFAR que nous avons utilisés dans notre étude.

3. 2 Détecteurs CFAR

Le principe du CFAR a déjà été mentionné dans le chapitre I (figure 1.4). Dans notre étude nous allons considérer les deux détecteurs ; le Cell-Averaging-CFAR et l'Ordered-Statistics-CFAR.

3. 2. 1 le CA-CFAR : Cell Averaging CFAR

Le principe de ce détecteur consiste à faire une moyenne des valeurs contenues dans les différentes cellules de références. Le test statistique du CA-CFAR est donné par [1]:

$$x = \frac{q_{cut}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q_i} \quad (3.1)$$

Les probabilités de fausse alarme et de détection sont données comme suit [1]:

$$P_{fa} = \frac{1}{(1+T)^N} \quad (3.2)$$

$$P_d = \frac{1}{\left(1 + \frac{T}{1+SNR}\right)^N} \quad (3.3)$$

3. 2. 2 l'OS-CFAR : Order statistic CFAR

Proposé par Rohling [2], le principe de l'ordre statistique est d'ordonner les échantillons contenus dans les cellules de référence, puis la $K^{\text{ème}}$ plus grande valeur est sélectionnée. Donc le test statistique x est donné par :

$$x = \frac{q_{cut}}{q_{(k)}} \quad (3.4)$$

Les probabilités de fausse alarme et de détection sont données par [2]:

$$P_{fa} = \prod_{i=0}^{K-1} \frac{(N-i)}{(N-i+T)} \quad (3.5)$$

$$P_d = \prod_{i=0}^{K-1} \frac{(N-i)}{\left(N-i + \frac{T}{1+SNR}\right)} \quad (3.6)$$

SNR : représente le rapport signal sur bruit (signal to noise ratio).

N : est le nombre de cellules de référence.

T : est un coefficient dépendant de la fausse alarme désirée et représente le seuil de détection.

3.3 Détecteur flou

L'idée de construire un détecteur flou vient du fait que dans un détecteur classique, on passe de la région de détection à la région de non détection de manière brusque. En effet, pour une valeur supérieure à T , le détecteur décide en faveur de l'hypothèse H_1 et pour une valeur inférieure à T le détecteur décide en faveur de l'hypothèse H_0 comme il est indiqué sur la figure 3.1. Il est clair que pour un écart de valeur insignifiant ε , on bascule d'une région à l'autre, ce qui à priori, paraît absurde. Pour cela, nous avons construit un détecteur flou en introduisant une troisième région aux alentours de T nommée région d'incertitude et qui permet de calculer le degré de l'incertitude dans la décision, chose qui n'existait pas dans les détecteurs classiques à seuil binaire. La figure 3.2 illustre les trois régions pour un détecteur flou.

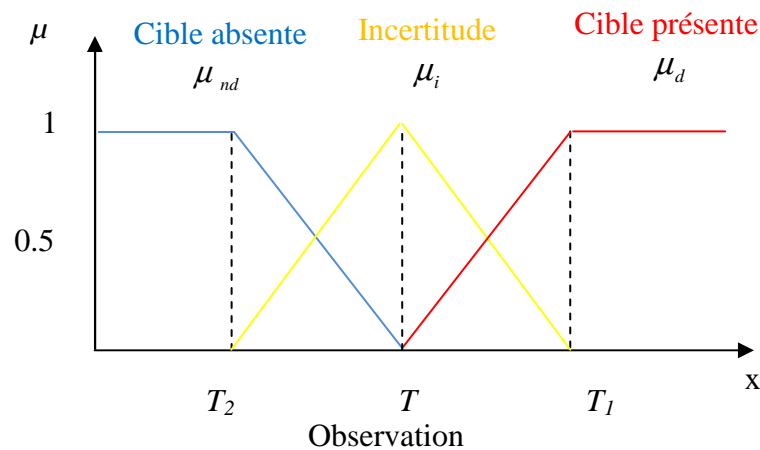


Figure 3.2 : Fonctions d'appartenance pour un détecteur flou.

3.3.1 Calcul des bornes T_1 et T_2

Lorsque l'observation x est proche de T , c'est-à-dire, x appartient à la région d'incertitude, on peut noter :

$$T_2 < x < T_1 \quad (3.7)$$

Nous posons les deux hypothèses suivantes [55,56] pour calculer les bornes T_1 et T_2 de l'intervalle constituant la région d'incertitude (voir annexe):

- Pour T_1 : nous avons $T_1 = T + \varepsilon_1$, cela signifie que nous avons augmenté le seuil de détection, donc la probabilité de détection en ce point (T_1) diminue de façon à la considérer égale à la probabilité de fausse alarme au point T , alors :

$$P_d(T_1) = P_{fa}(T) \tag{3.8}$$

En remplaçant dans les équations de P_d et P_{fa} on trouve :

$$T_1 = T \times (1 + W) \tag{3.9}$$

- Pour T_2 : nous avons $T_2 = T - \varepsilon_2$, cela signifie que nous avons diminué le seuil de détection, donc la probabilité de fausse alarme en ce point (T_2) augmente de façon à la considérer égale à la probabilité de détection au point T , alors :

$$P_{fa}(T_2) = P_d(T) \tag{3.10}$$

En remplaçant dans les équations de P_d et P_{fa} on trouve :

$$T_2 = \frac{T}{(1 + W)} \tag{3.11}$$

D'après ces hypothèses, on constate que les trois fonctions d'appartenance ne sont pas symétriques et dépendent de la valeur de W choisie. Le tableau suivant donne les coefficients T , T_1 et T_2 des deux processus CA-CFAR et OS-CFAR pour les deux valeurs de W utilisés.

W est le rapport signal sur bruit (signal-to-noise ratio SNR) que l'on fixe à une valeur constante pour calculer les bornes T_1 et T_2 .

Tableau 3.1 : Coefficients T , T_1 et T_2 des deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR pour différentes valeurs de W utilisées avec $P_{fa} = 10^{-4}$ et $N=16$.

	T	$W=3\text{dB}$		$W=5\text{dB}$	
		T_1	T_2	T_1	T_2
CA-CFAR	0.7783	2.3312	0.2598	3.2394	0.1870
OS-CFAR	11.08	33.1875	3.6992	46.1180	2.6620

3.3.2 Fonctions d'appartenance

Une fois l'observation obtenue d'après l'équation (3.1) pour le CA-CFAR et l'équation (3.4) pour l'OS-CFAR, on calcule la fonction d'appartenance $\mu_d(x)$ correspondant à la région de détection et qui caractérise la présence de la cible, la fonction d'appartenance $\mu_{nd}(x)$ correspondant à la région de non détection, et qui caractérise l'absence de la cible, et la fonction d'appartenance $\mu_i(x)$ correspondant à la région d'incertitude où la décision est incertaine.

➤ Région de détection (μ_d) :

$$\mu_d(x) = \begin{cases} 0 & x \leq T \\ a_d x + b_d & T \leq x \leq T_1 \\ 1 & x \geq T_1 \end{cases} \quad (3.12)$$

Les paramètres a_d, b_d sont donnés comme suit:

$$a_d = \frac{1}{T_1 - T}, \quad b_d = \frac{T}{T - T_1} \quad (3.13)$$

➤ Région de non détection (μ_{nd}) :

$$\mu_{nd}(x) = \begin{cases} 1 & x \leq T_2 \\ -a_{nd} x + b_{nd} & T_2 \leq x \leq T \\ 0 & x \geq T \end{cases} \quad (3.14)$$

Les paramètres a_{nd}, b_{nd} sont donnés comme suit:

$$a_{nd} = \frac{1}{T - T_2}, \quad b_{nd} = \frac{T}{T - T_2} \quad (3.15)$$

➤ Région d'incertitude (μ_i) :

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 0 & x \leq T_2 \\ a_{i1} x + b_{i1} & T_2 \leq x \leq T \\ -a_{i2} x + b_{i2} & T \leq x \leq T_1 \\ 0 & x \geq T_1 \end{cases} \quad (3.16)$$

Les paramètres a_{i1} , b_{i1} , a_{i2} , b_{i2} sont alors:

$$a_{i1} = \frac{1}{T - T_2}, \quad b_{i1} = \frac{T_2}{T_2 - T} \tag{3.17}$$

$$a_{i2} = \frac{1}{T_1 - T}, \quad b_{i2} = \frac{T_1}{T_1 - T} \tag{3.18}$$

Il est clair que plus la valeur de x est grande, plus son appartenance à la région de détection $\mu_d(x)$ tend vers "1". Pour les faibles valeurs de x , $\mu_d(x)$ est presque nulle. Les figures 3.3 et 3.4 montrent les résultats de simulation des trois régions (détection, non détection et incertitude) d'un détecteur CA-CFAR flou et d'un détecteur OS-CFAR flou respectivement, pour un nombre d'échantillons égal à 100 et pour différentes valeurs de W avec $SNR=10dB$.

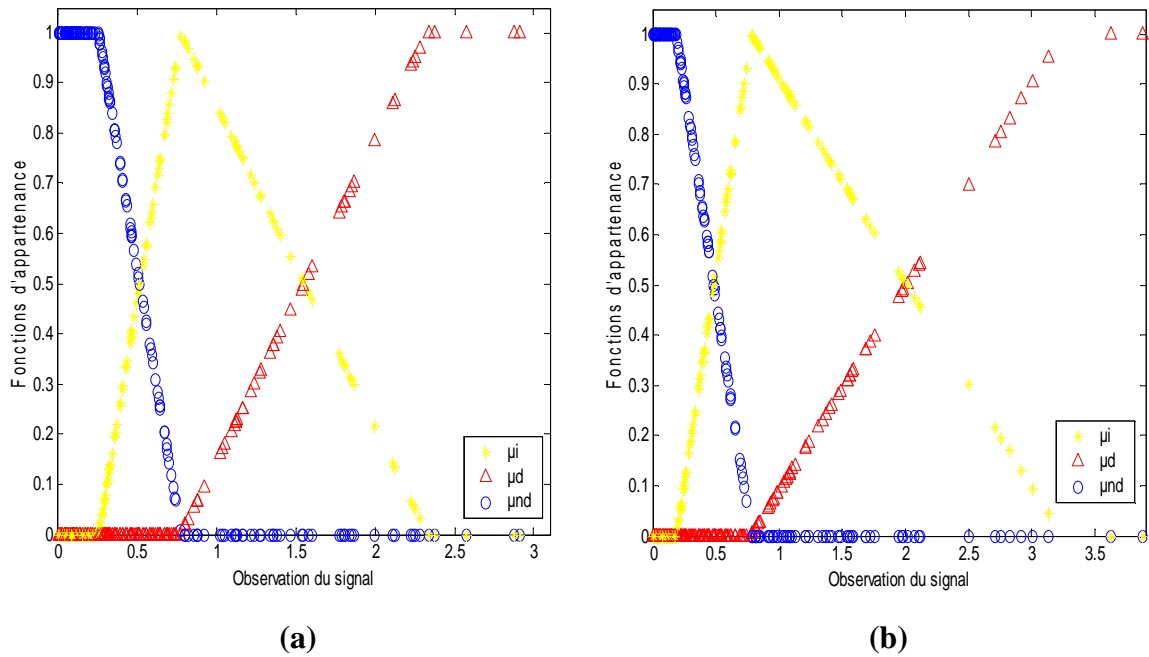


Figure 3. 3 : Fonctions d'appartenance d'un détecteur flou CA-CFAR avec $SNR=10\text{ dB}$: (a) $W=3\text{dB}$, (b) $W=5\text{dB}$.

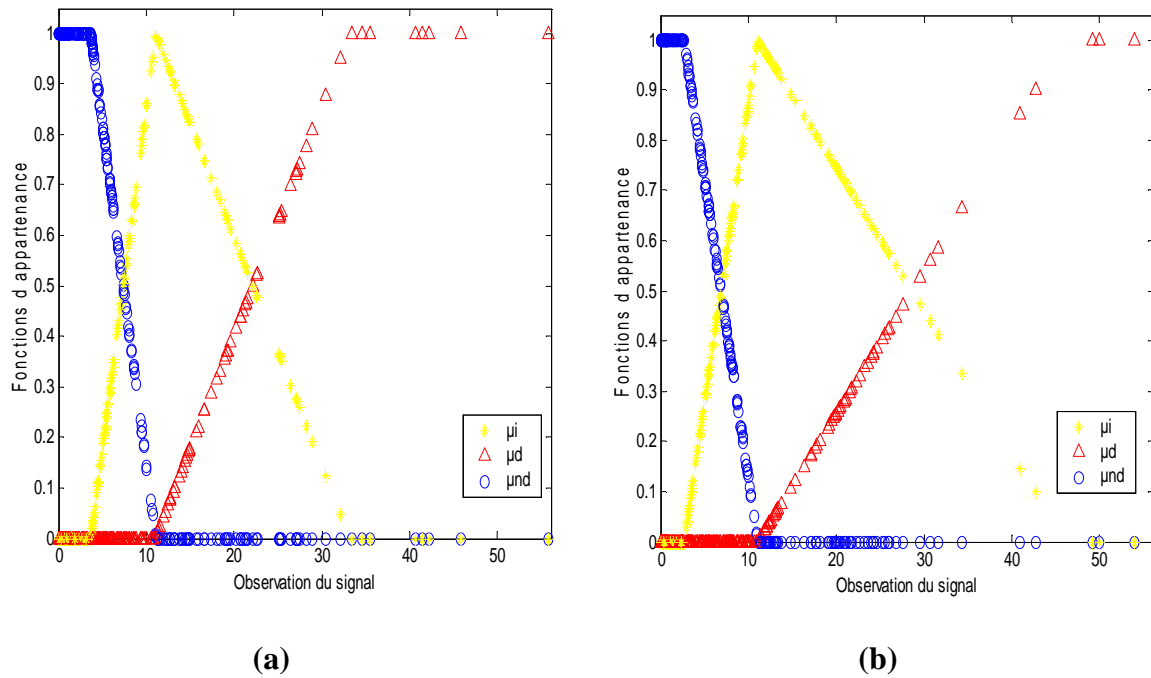


Figure 3.4 : Fonctions d'appartenance d'un détecteur flou OS-CFAR avec SNR=10 dB : (a) $W=3\text{dB}$, (b) $W=5\text{dB}$.

Les résultats obtenus illustrent bien les trois régions des fonctions d'appartenance. Il est clair qu'un changement au niveau de W implique un changement au niveau des bornes de ces régions.

- Aux alentours de T , l'incertitude est maximale et elle diminue au fur et à mesure qu'on s'approche de T_1 ou de T_2 .
- L'appartenance à la région de non détection est égale à "1" pour les valeurs inférieures à T_2 , diminue pour les valeurs supérieures à T_2 et s'annule au point T .
- L'appartenance à la région de détection est égale à "1" pour les valeurs supérieures à T_1 , diminue pour les valeurs inférieures à T_1 et s'annule au point T .

3.4 Calcul des probabilités :

Une fois les échantillons classés selon les trois régions, on procède au calcul des probabilités de Détection, de non détection et d'incertitude comme suit :

- La probabilité de détection P_d est définie comme étant le rapport entre le nombre des échantillons classés dans la région de détection sur le nombre global des échantillons.
- La probabilité de non détection P_{nd} est définie comme étant le rapport entre le nombre des échantillons classés dans la région de non détection sur le nombre global des échantillons.
- La probabilité d'incertitude P_i est donnée comme suit :

$$P_i = 1 - P_d - P_{nd} \quad (3.19)$$

Les tableaux 3.2 et 3.3 montrent les valeurs des probabilités P_d , P_{nd} , et P_i en fonction du rapport signal sur bruit SNR , pour $W=3\text{dB}$ et $W=5\text{dB}$ respectivement.

Tableau 3.2 : Valeurs des probabilités de détection, de non détection et d'incertitude en fonction du SNR pour le CA-CFAR avec $W=3\text{dB}$.

SNR (dB)	P_d	P_{nd}	P_i
$SNR=5$	0	0.6230	0.3770
$SNR=10$	0.0620	0.3050	0.6330
$SNR=15$	0.3170	0.1320	0.5510
$SNR=20$	0.7250	0.0350	0.2400
$SNR=25$	0.8790	0.0140	0.1070
$SNR=30$	0.9650	0.0030	0.0320

Tableau 3.3 : Valeurs des probabilités de détection, de non détection et d'incertitude en fonction du SNR pour le CA-CFAR avec $W=5dB$

SNR (dB)	P_d	P_{nd}	P_i
$SNR=5$	0	0.4500	0.5500
$SNR=10$	0.0100	0.2450	0.7450
$SNR=15$	0.2300	0.0800	0.6900
$SNR=20$	0.6250	0.0300	0.3450
$SNR=25$	0.8700	0.0100	0.1200
$SNR=30$	0.9450	0.0050	0.0500

3. 5 Combinaison des fonctions d'appartenance

Considérons maintenant un détecteur qui prend une décision sur plusieurs observations. Pour chaque observation, les fonctions d'appartenance aux trois régions définies précédemment sont calculées et combinées selon certaines règles de fusion.

Dans notre étude, nous avons considéré deux observations x et y dont les fonctions d'appartenance à la région de détection sont $\mu_d(x)$ et $\mu_d(y)$, les fonctions d'appartenance à la région de non détection sont $\mu_{nd}(x)$ et $\mu_{nd}(y)$ et les fonctions d'appartenance à la région d'incertitude sont $\mu_i(x)$ et $\mu_i(y)$.

L'organigramme suivant donne les étapes par lesquelles passe un détecteur flou qui combine deux échantillons x et y .

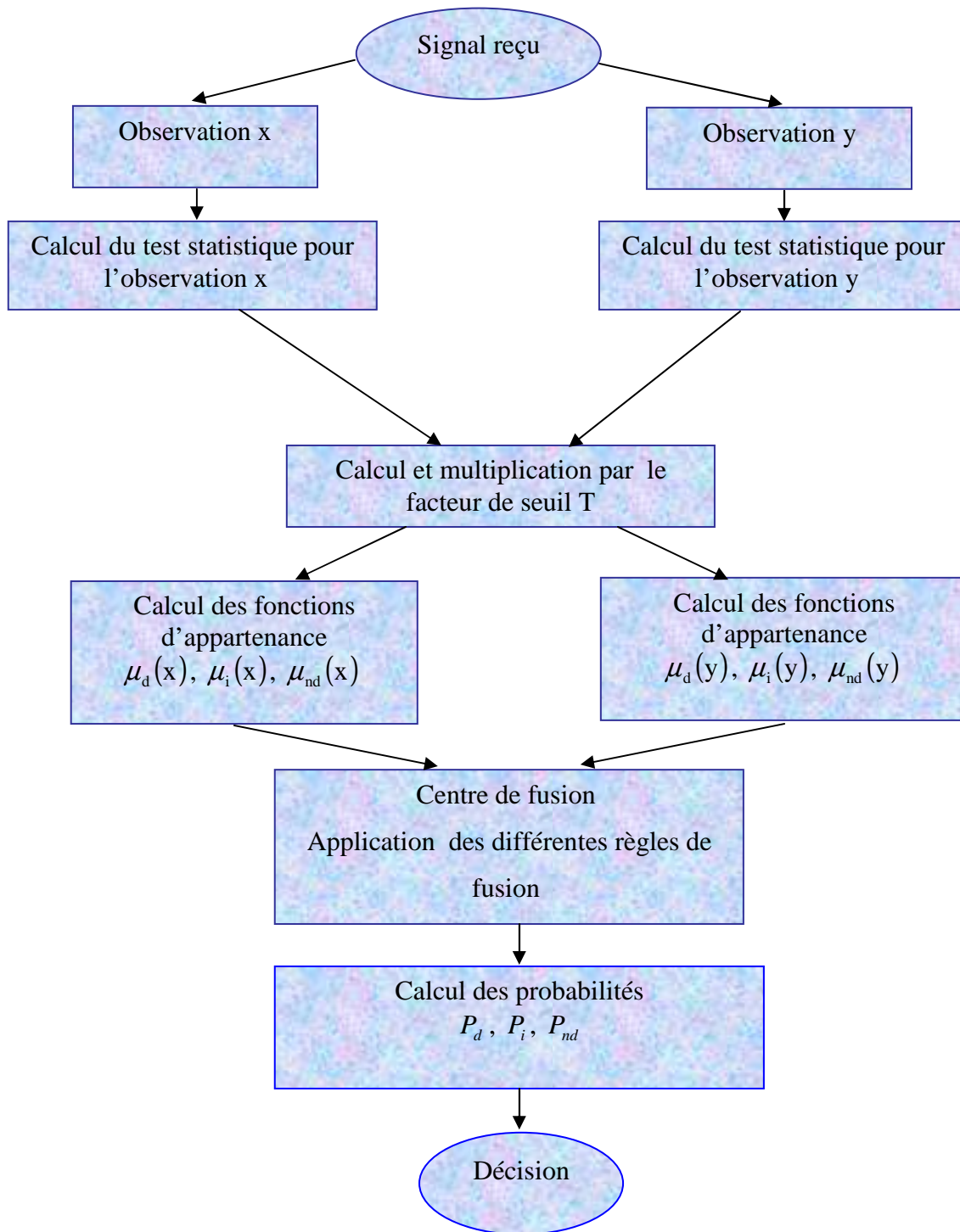


Figure 3. 5 : Etapes d'un détecteur flou.

3. 5. 1 Application des règles de fusion floues

Il existe plusieurs règles de fusion, les plus importantes représentent les équivalents du "AND" logique et du "OR" logique dans la théorie des ensembles. La règle permettant de représenter le "AND" logique est la loi du minimum (MIN), elle est définie par l'intersection floue. La règle permettant de représenter le "OR" logique est la loi du maximum (MAX), elle est définie par l'union floue. D'autres opérateurs existent et sont définis dans la littérature [4] pour représenter l'intersection et l'union floue.

Dans notre étude, nous avons considéré, comme règles de fusion, les opérateurs les plus utilisés et qui sont : la loi du minimum, le produit algébrique et la somme bornée pour l'intersection, la loi du maximum, la somme algébrique et le produit borné pour l'union définies comme suit:

❖ T-normes

- Minimum

$$\mu_d = \min(\mu_d(x), \mu_d(y)) \quad (3.20)$$

$$\mu_{nd} = \min(\mu_{nd}(x), \mu_{nd}(y)) \quad (3.21)$$

$$\mu_i = \min(\mu_i(x), \mu_i(y)) \quad (3.22)$$

- Produit algébrique

$$\mu_d = \mu_d(x) \times \mu_d(y) \quad (3.23)$$

$$\mu_{nd} = \mu_{nd}(x) \times \mu_{nd}(y) \quad (3.24)$$

$$\mu_i = \mu_i(x) \times \mu_i(y) \quad (3.25)$$

- Somme bornée

$$\mu_d = \min(\mu_d(x) + \mu_d(y), 1) \quad (3.26)$$

$$\mu_{nd} = \min(\mu_{nd}(x) + \mu_{nd}(y), 1) \quad (3.27)$$

$$\mu_i = \min(\mu_i(x) + \mu_i(y), 1) \quad (3.28)$$

❖ S-normes

- Maximum

$$\mu_d = \max(\mu_d(x), \mu_d(y)) \quad (3.29)$$

$$\mu_{nd} = \max(\mu_{nd}(x), \mu_{nd}(y)) \quad (3.30)$$

$$\mu_i = \max(\mu_i(x), \mu_i(y)) \quad (3.31)$$

- Somme algébrique

$$\mu_d = \mu_d(x) + \mu_d(y) - \mu_d(x)\mu_d(y) \quad (3.32)$$

$$\mu_{nd} = \mu_{nd}(x) + \mu_{nd}(y) - \mu_{nd}(x)\mu_{nd}(y) \quad (3.33)$$

$$\mu_i = \mu_i(x) + \mu_i(y) - \mu_i(x)\mu_i(y) \quad (3.34)$$

- Produit borné

$$\mu_d = \max(\mu_d(x) + \mu_d(y) - 1, 0) \quad (3.35)$$

$$\mu_{nd} = \max(\mu_{nd}(x) + \mu_{nd}(y) - 1, 0) \quad (3.36)$$

$$\mu_i = \max(\mu_i(x) + \mu_i(y) - 1, 0) \quad (3.37)$$

Une fois les fonctions d'appartenance globales aux trois régions ; μ_d , μ_{nd} et μ_i obtenues, on procède à la classification. Pour cela nous avons considéré deux cas :

1) Classification A :

Elle est basée sur la plus grande valeur des fonctions d'appartenance globales, c'est-à-dire que l'observation est classée dans, la région de détection, si μ_d est supérieure à μ_{nd} et à μ_i , dans la région de non détection, si μ_{nd} est supérieure à μ_d et à μ_i , et dans la région d'incertitude si μ_i est supérieure à μ_d et à μ_{nd} [27].

Pour mettre en évidence les performances du détecteur flou, nous avons tracé les probabilités de détection, de non détection et d'incertitude (voir la section 3.4) en fonction du rapport signal sur bruit (*SNR*) pour les T-normes et les S-normes. Nous avons considéré dans tout ce qui suit, une probabilité de fausse alarme $P_{fa} = 10^{-4}$, le nombre de cellules de référence du détecteur CFAR $N=16$, $W=5$ dB et le nombre d'essais n égal à 10000. Les résultats obtenus sont montrés sur les figures suivantes :

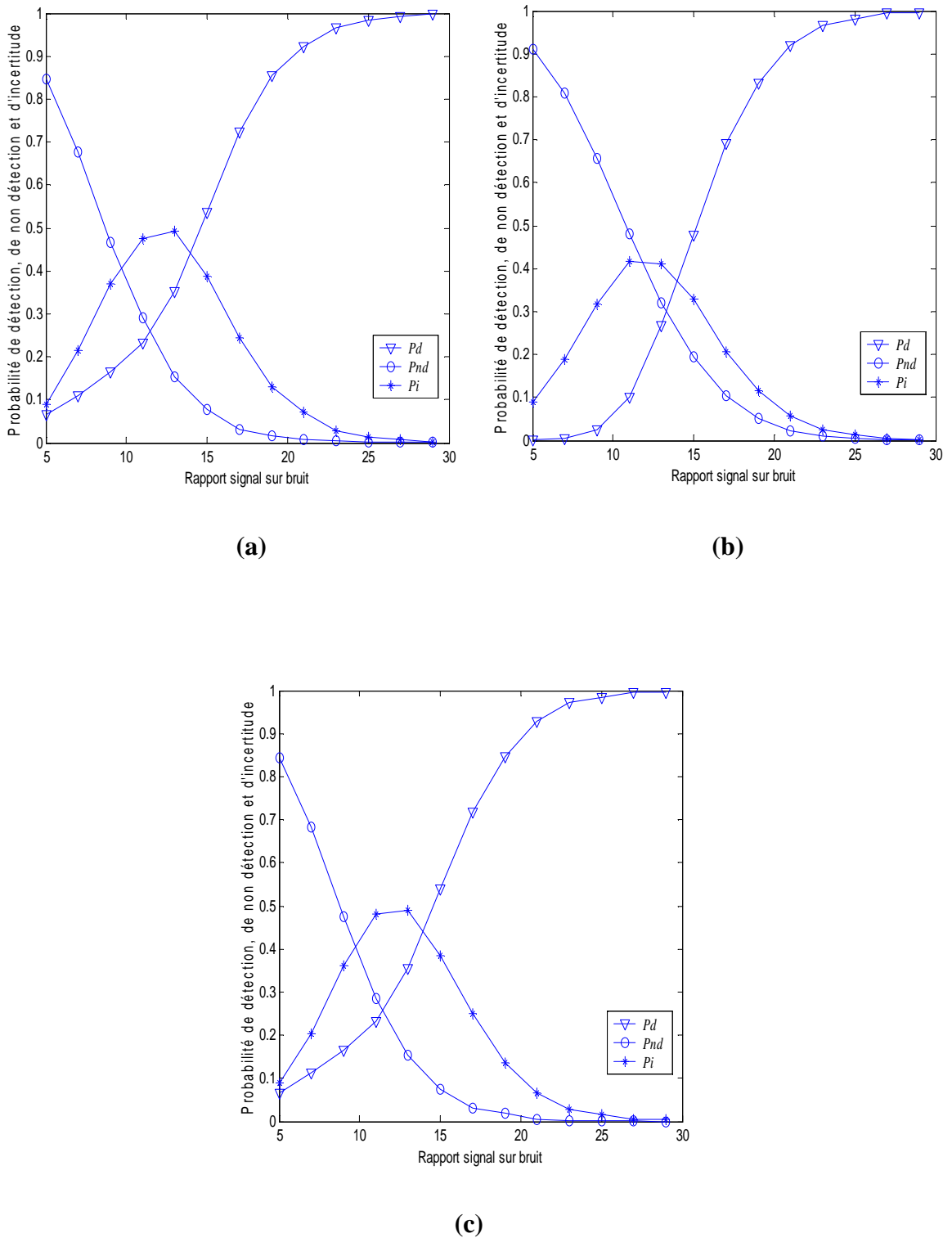
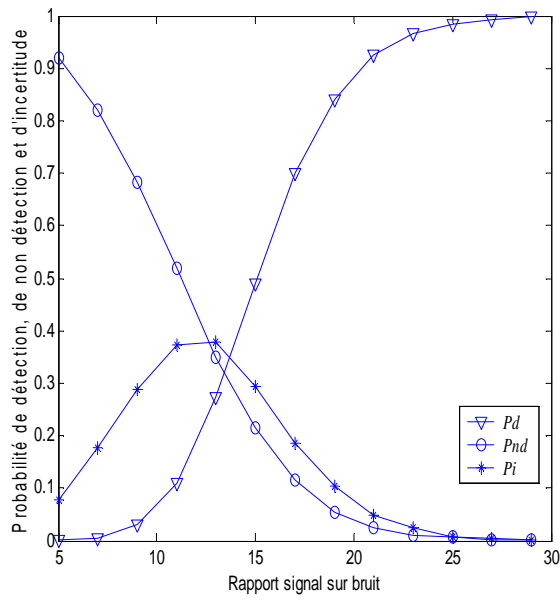
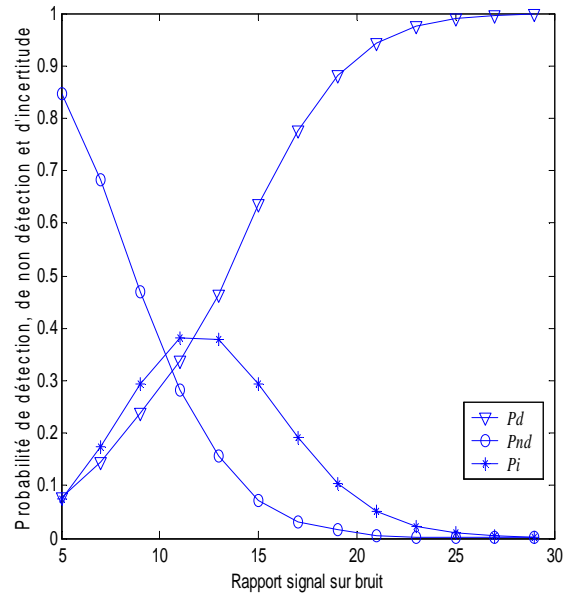


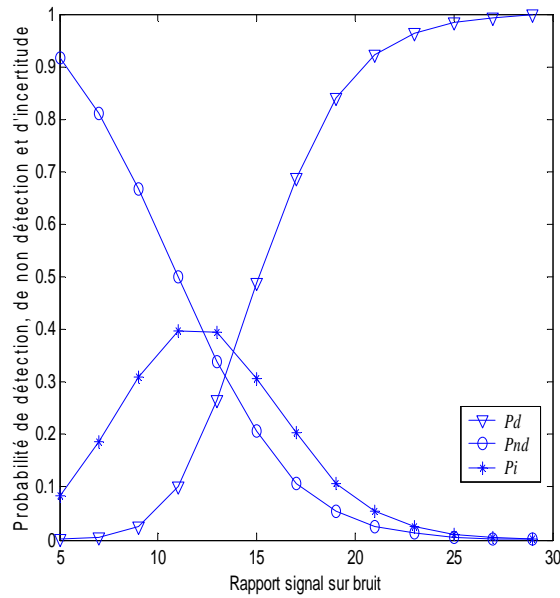
Figure 3. 6 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou CA-CFAR en utilisant les T-normes $W=5$ dB, classification A:
 (a) Minimum, (b) somme bornée, (c) produit algébrique.



(a)



(b)



(c)

Figure 3. 7 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou CA-CFAR en utilisant les S-normes $W=5$ dB, classification A :

(a) Maximum, (b) produit borné, (c) somme algébrique.

Les résultats obtenus (figures 3.6 et 3.7) montrent que la probabilité de détection augmente en fonction du rapport signal sur bruit SNR , alors que la probabilité de non détection diminue.

Pour ce qui est de la probabilité d'incertitude, il ya compensation de manière à avoir une probabilité globale égale à "1". En effet, pour les petites valeurs de SNR , la probabilité d'incertitude P_i est faible, en augmentant SNR , P_i augmente puis diminue et tend vers "0" pour les valeurs élevées de SNR .

Les figures qui suivent donnent une comparaison entre les probabilités d'incertitude, pour les différentes règles utilisées.

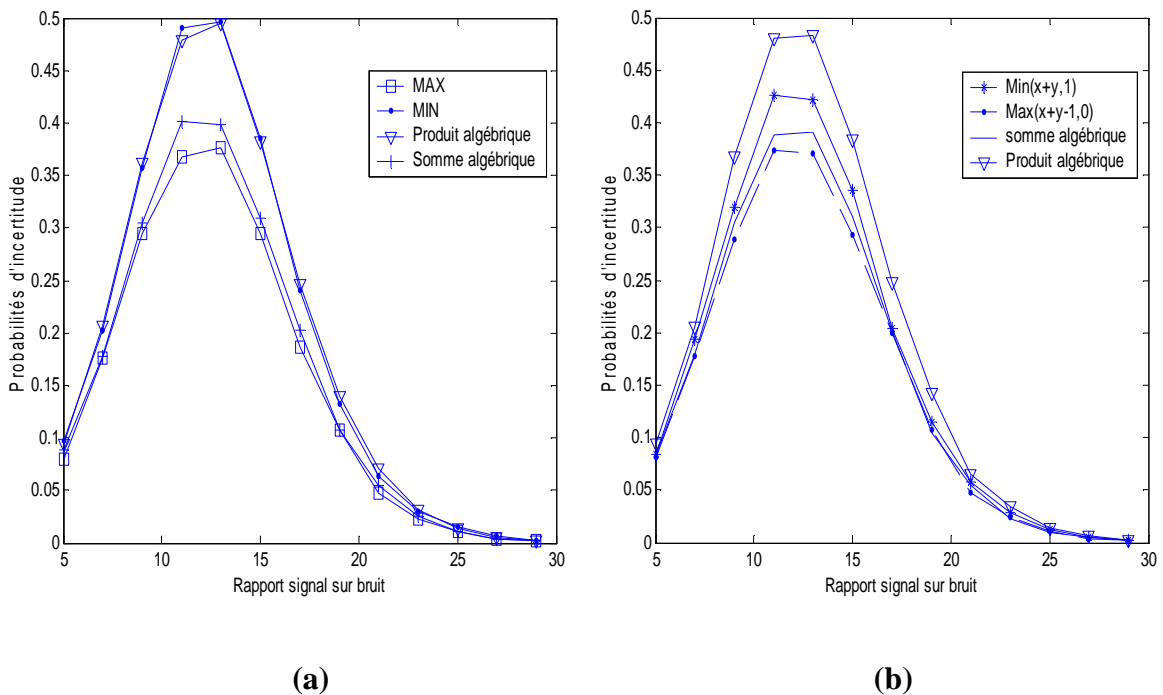


Figure 3. 8 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR, classification A.

D'après la figure 3.8 (a), la loi du maximum offre les meilleurs résultats comparés à ceux obtenus par la loi du minimum, du produit algébrique et de la somme algébrique du moment quelle donne la plus petite probabilité d'incertitude.

De même, et d'après la figure 3.8 (b), nous constatons que la loi du produit borné donne de meilleurs résultats par rapport à la somme bornée, le produit algébrique et la somme algébrique.

Il est à noter aussi que les plus faibles probabilités d'incertitude sont obtenues en appliquant la règle du maximum, la règle de la somme algébrique, la règle du produit borné et la règle de la somme bornée. Nous avons donc tracé les probabilités d'incertitude pour ces quatre règles ensemble, pour pouvoir distinguer la plus performante d'entre elles.

Les résultats obtenus montrent que la règle du maximum et la règle du produit borné présentent de meilleures performances du moment que leur probabilités d'incertitude sont presque identiques (voir la figure 3.9).

Sur la figure 3.10, les probabilités de détection sont représentées en utilisant ces mêmes règles. La probabilité de détection est meilleure en utilisant la règle définie par le produit borné, ce qui nous laisse conclure que celle-ci est la règle la plus performante.

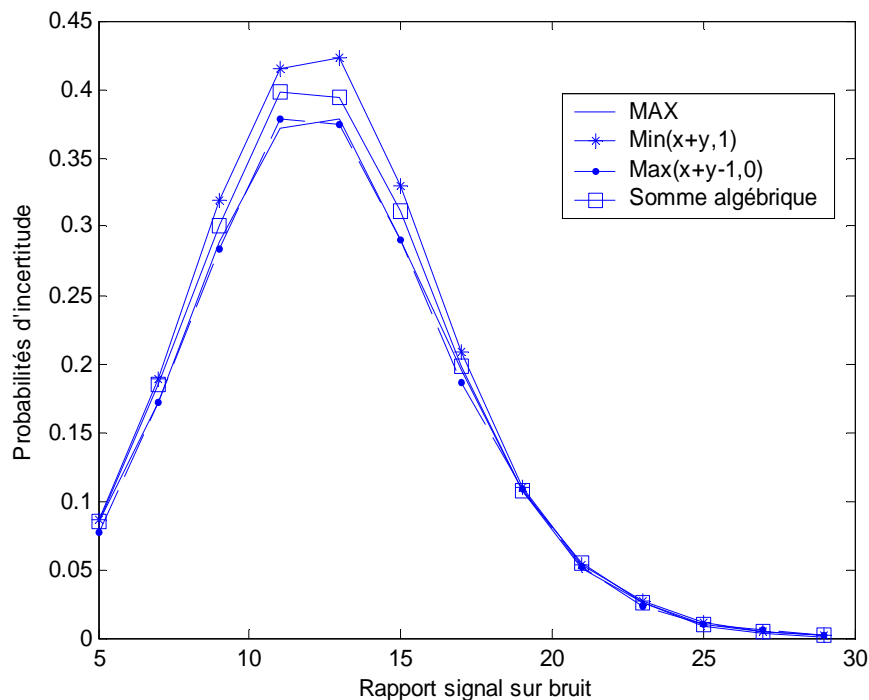


Figure 3. 9 : Comparaison entre les plus petites probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR, classification A.

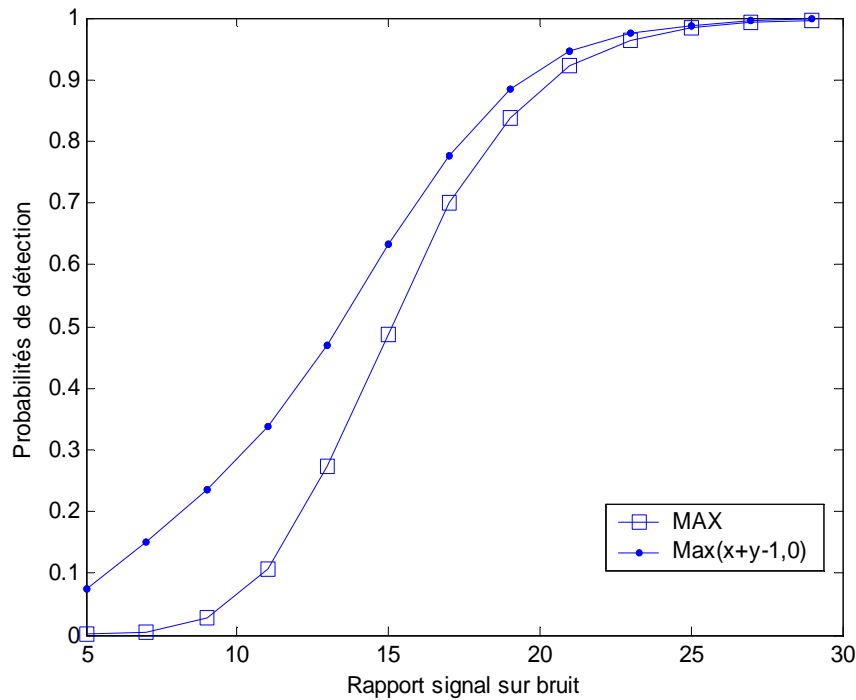


Figure 3. 10 : Comparaison entre les probabilités de détection dans un détecteur flou CA-CFAR en utilisant la règle du maximum et la règle du produit borné, classification A.

2) Classification B :

Dans ce cas, l'observation est classée dans la région de détection si $\mu_d = 1$ et $\mu_{nd} \neq 1$, dans la région de non détection si $\mu_{nd} = 1$ et $\mu_d \neq 1$, sinon, l'observation sera classée dans la région d'incertitude.

La figure 3.11 illustre les probabilités d'incertitude en fonction du rapport signal sur bruit pour les différentes règles utilisées. On constate que les valeurs des probabilités d'incertitude sont bien plus importantes que celles obtenues par la classification A. On conclue alors que la classification A donne de meilleures performances par rapport à celles de la classification B.

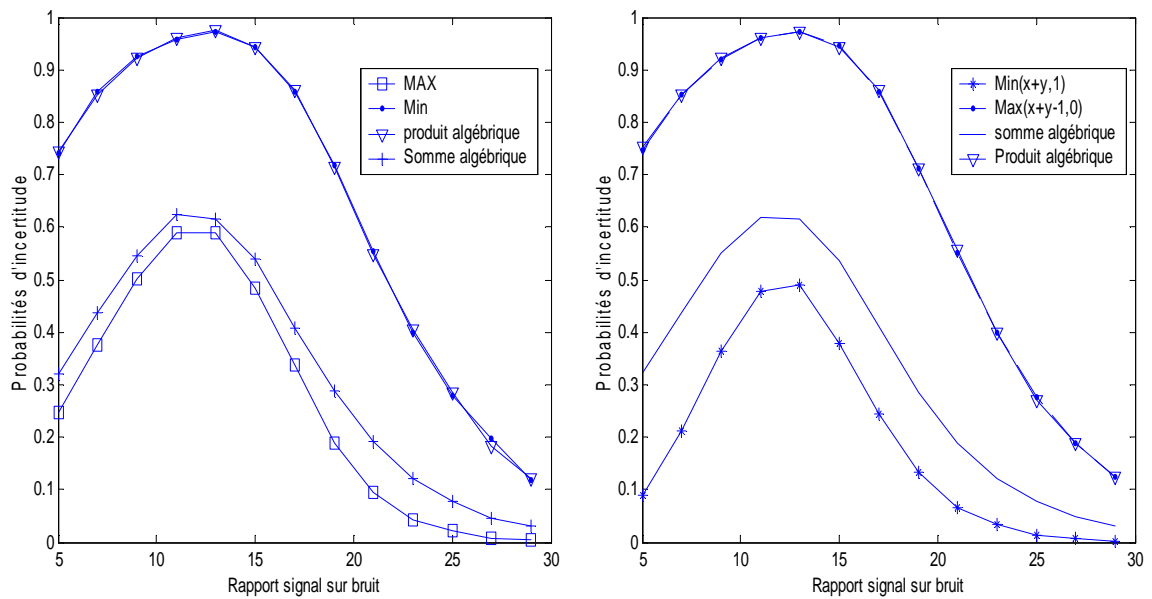


Figure 3. 11 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR classification B.

De la même manière, et comme pour un détecteur CA-CFAR, nous modélisons dans ce qui suit l'incertitude dans un détecteur OS-CFAR.

Nous avons considéré une probabilité de fausse alarme $P_{fa} = 10^{-4}$, un nombre de cellules de référence du détecteur $N=16$, $K=12$ ($K=3N/4$ qui représente la valeur optimale [2]), $W=5$ dB et un nombre d'essais n égal à 10000.

Nous avons utilisé la classification A du moment qu'elle permet d'aboutir à de meilleures performances, et pris comme exemple la règle du minimum. Les probabilités de détection, de non détection et d'incertitude sont représentées sur la figure 3.12.

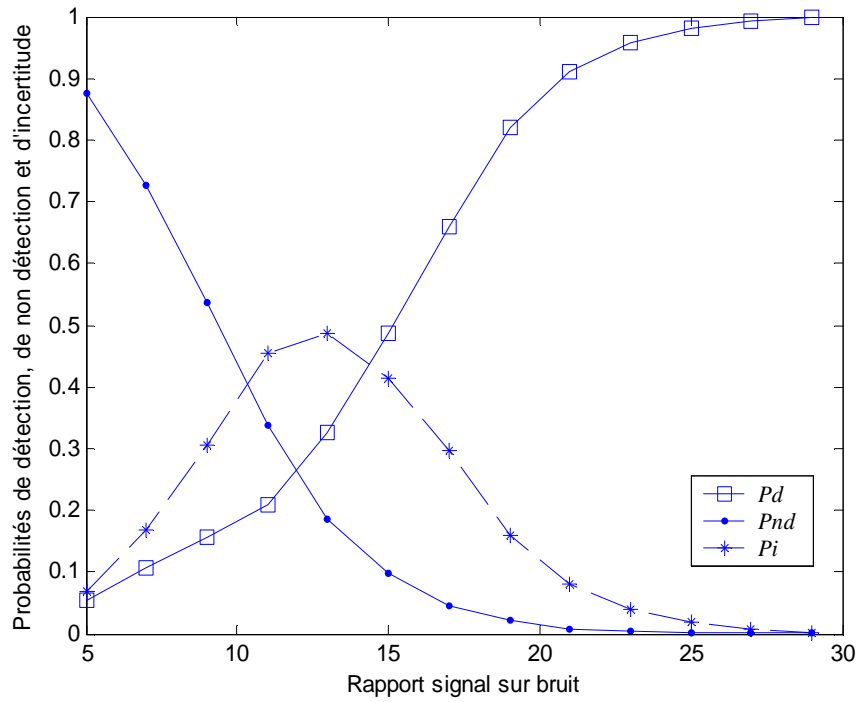


Figure 3. 12 : Probabilités de détection, de non détection et d’incertitude du détecteur flou OS-CFAR en utilisant la règle du minimum, $W=5$ dB.

Nous avons ensuite effectué une comparaison entre les probabilités d’incertitude en appliquant les différentes règles de fusion. Les résultats obtenus, illustrés sur la figure 3.13 prouvent encore une fois, la supériorité du produit borné par rapport aux autres règles.

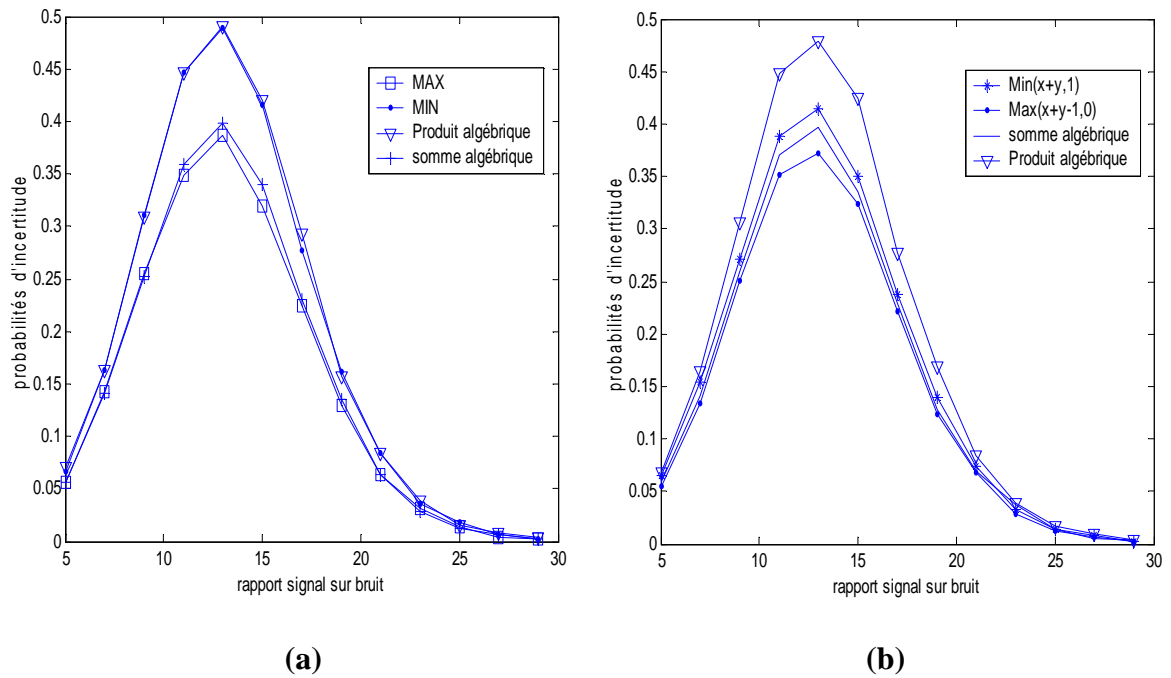


Figure 3. 13 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou OS-CFAR.

Considérons maintenant la situation de présence de quelques cibles interférentes dans les cellules de référence des deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR flou. Pour cela on prend trois cas :

- La présence d'une seule cible interférente dans la cellule 6 du détecteur.
- La présence de deux cibles interférentes, la première dans la cellule 6 et la deuxième dans la cellule 9.
- La présence de trois cibles interférentes dans les cellules 6, 9 et 13.

Le tracé des probabilités de détection en utilisant la règle la plus performante qui est le produit borné est représenté sur les figures 3.14 et 3.15 pour le détecteur CA-CFAR et OS-CFAR respectivement.

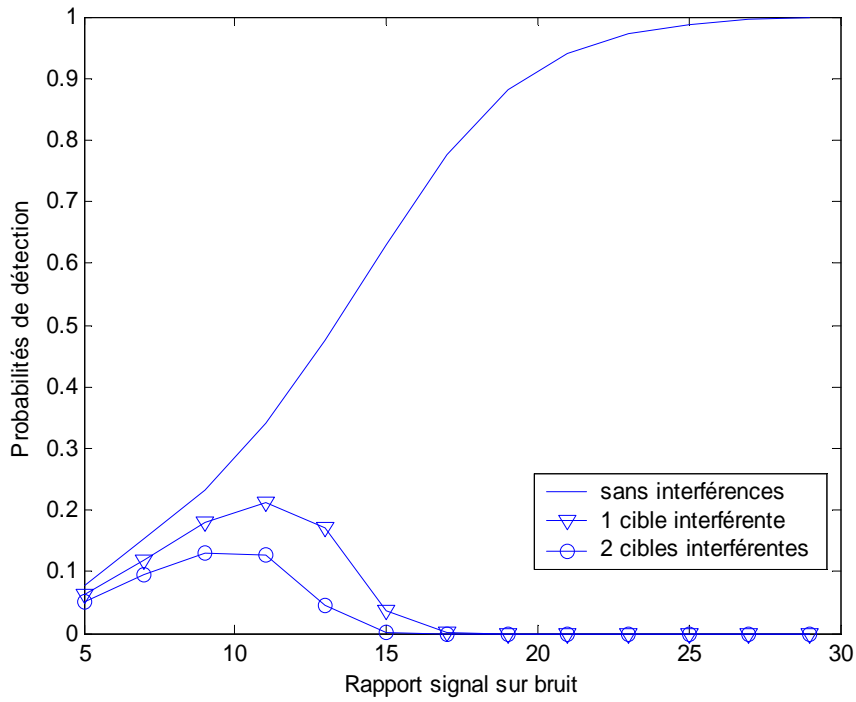


Figure 3. 14 : Probabilités de détection dans un détecteur flou CA-CFAR en présence de cibles interférentes.

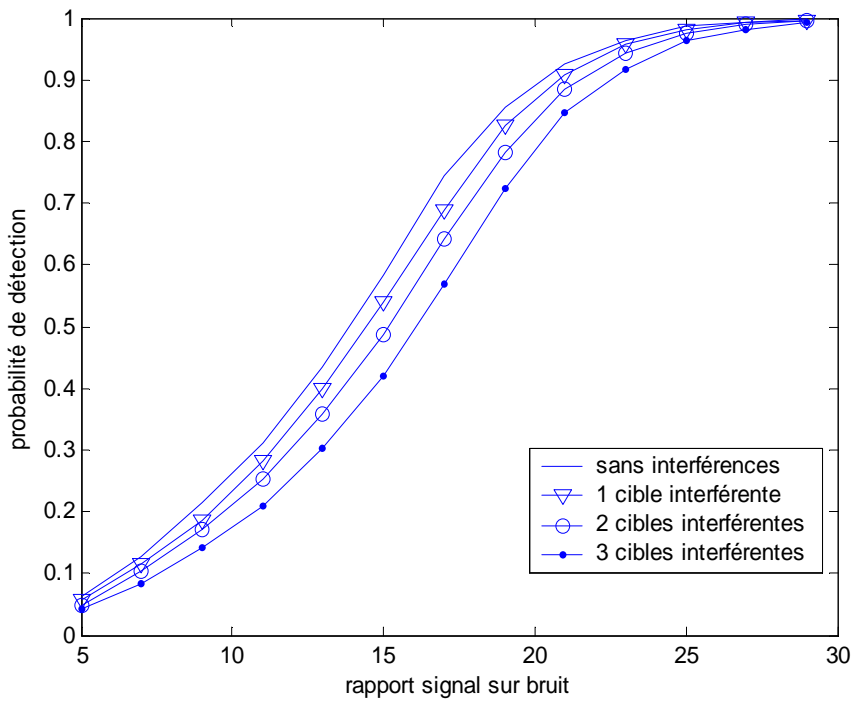


Figure 3. 15 : Probabilités de détection dans un détecteur flou OS-CFAR en présence de cibles interférentes.

D'après les résultats trouvés, et pour le détecteur CA-CFAR flou, la probabilité de détection se dégrade en présence d'une seule cible interférente et devient sérieusement affectée en présence de deux cibles interférentes.

En ce qui concerne le détecteur OS-CFAR flou, la probabilité de détection subit une légère dégradation, en présence d'une, deux et même trois cibles interférentes, ce qui prouve la robustesse du détecteur OS-CFAR flou face aux interférences.

3. 5. 2 Application des règles d'inférences proposées

Dans ce qui suit, on propose les règles d'inférence suivantes en considérant toujours les deux observations x et y de telle manière que :

- Si $\max(\mu_d(x), \mu_{nd}(x), \mu_i(x))$ est égal à $\mu_d(x)$ alors l'observation x est classée dans la région de détection.
- Si $\max(\mu_d(x), \mu_{nd}(x), \mu_i(x))$ est égal à $\mu_{nd}(x)$ alors l'observation x est classée dans la région de non détection.
- Si $\max(\mu_d(x), \mu_{nd}(x), \mu_i(x))$ est égal à $\mu_i(x)$ alors l'observation x est classée dans la région d'incertitude.

On définit ensuite, et de la même manière, l'appartenance de l'observation y aux trois régions. Une fois les appartenances obtenues, on applique les règles d'inférences proposées et qui sont représentées sur le tableau 3.4, entre les deux observations x et y .

Les résultats obtenus en appliquant ces nouvelles règles montrent que la probabilité de détection augmente en fonction du rapport signal sur bruit SNR , à l'inverse de la probabilité de non détection qui diminue. Pour ce qui est de la probabilité d'incertitude, elle augmente en fonction du SNR pour arriver à son maximum puis diminue et s'annule pour les valeurs élevées de SNR . (Figure 3.16).

La figure 3. 17 représente une comparaison entre les probabilités d'incertitude en utilisant les règles d'inférence proposées, la règle du maximum et la règle du produit borné en considérant la classification A. Les résultats obtenus montrent que les règles d'inférences proposées donnent une plus petite probabilité d'incertitude, par rapport aux deux autres règles, pour des valeurs de SNR inférieures à 12dB. Au-delà de cette valeur les règles du maximum et le produit borné deviennent plus performantes.

Tableau 3.4 : Règles d'inférences proposées.

x	Y		
	Non détection	Incertitude	Détection
Non détection	Non détection	Non détection	Incertitude
Incertitude	Non détection	Incertitude	Détection
Détection	Incertitude	Détection	Détection

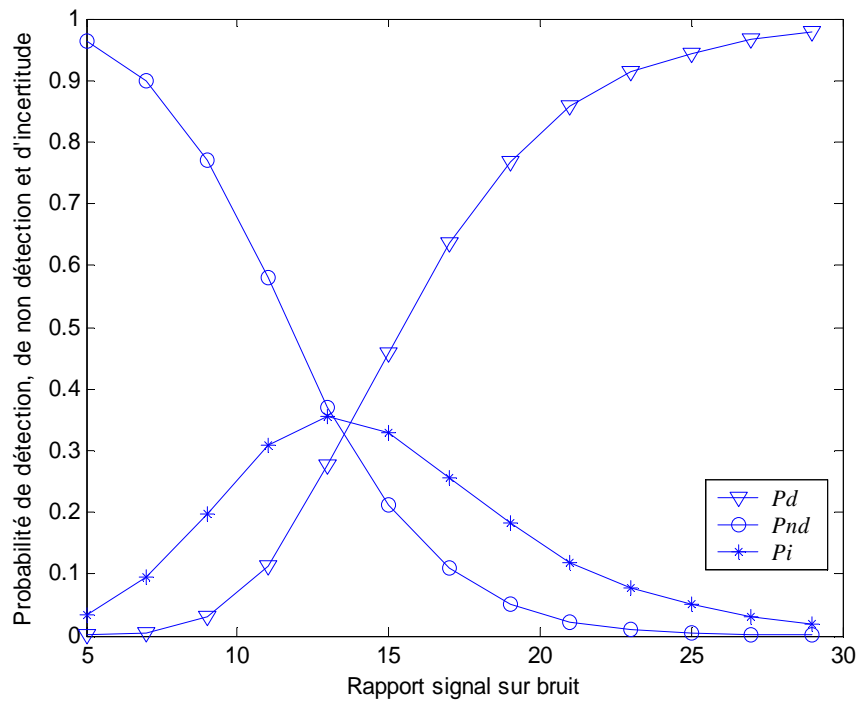


Figure 3. 16 : Probabilités de détection, de non détection et d'incertitude du détecteur flou CA-CFAR en utilisant les règles d'inférences proposées.

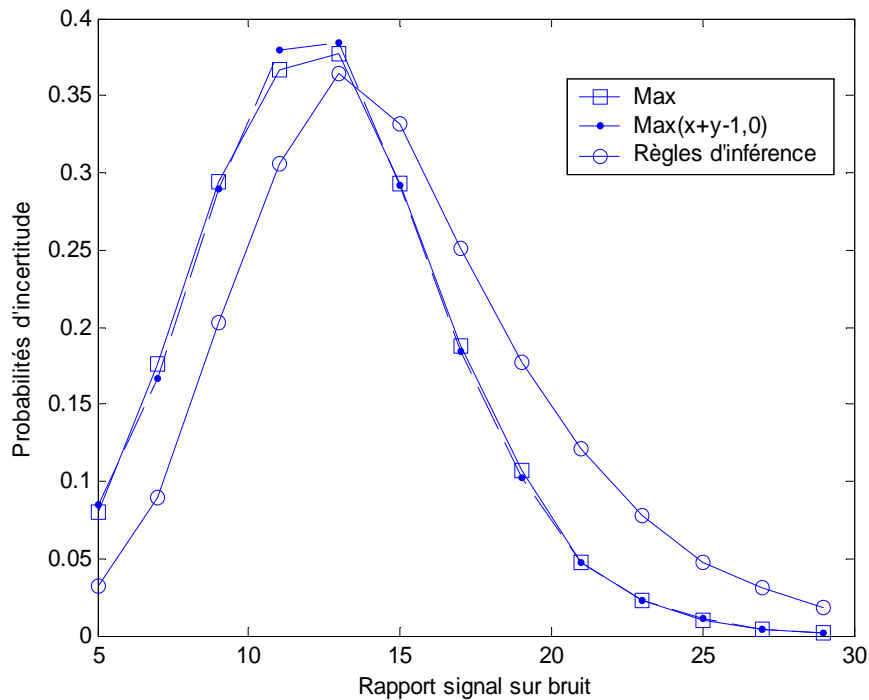


Figure 3. 17 : Comparaison entre les probabilités d'incertitude dans un détecteur flou CA-CFAR en utilisant la règle du maximum, la règle du produit borné et les règles d'inférences proposées.

3. 6 Conclusions

Nous avons proposé dans ce chapitre la modélisation d'un détecteur CFAR flou qui, à l'inverse des détecteurs classiques, permet de modéliser l'incertitude dans la décision sur la présence ou l'absence d'une cible. Nous avons effectué notre étude pour les deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR.

Le modèle du détecteur flou proposé, consiste à diviser l'espace d'observation en trois régions correspondant, à la présence de cible, l'absence de cible et une région dite région d'incertitude, où la présence de la cible est incertaine. Nous avons considéré deux observations combinées selon différentes règles de la logique floue. Nous avons par la suite proposé d'autres règles de fusion et une étude comparative a été effectuée pour déterminer la règle la plus performante. Si la décision est incertaine, d'autres tests seront effectués jusqu'à ce que la décision soit en faveur de la présence ou de l'absence de la cible.

Les résultats obtenus illustrent bien la troisième région d'incertitude qui n'existait pas dans les détecteurs habituels, et prouvent la supériorité du produit borné par rapport aux autres règles de fusion. En ce qui concerne les règles d'inférence proposées, nous avons montré que dans un intervalle de valeurs de SNR , on arrive à diminuer la probabilité d'incertitude et aboutir ainsi à une meilleure détection.

Chapitre IV

Estimation des paramètres de la distribution K en utilisant les réseaux de neurones artificiels flous

Résumé

Dans ce chapitre, nous allons considérer un réseau de neurones flou pour l'estimation du paramètre de forme de la distribution K. Pour cela, nous présenterons la technique d'estimation basée sur la méthode des moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires, puis nous proposerons une nouvelle technique basée sur l'approche neuro-floue. Une comparaison sera effectuée entre les deux méthodes et les résultats de simulation seront discutés.

- 4. 1 Introduction.
- 4. 2 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode HOFM.
- 4. 3 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode FNN.
- 4. 4 Analyse des performances.
- 4. 5 Résultats et discussions.
- 4. 6 Conclusions.

4. 1 Introduction

Le signal reçu dans un dispositif radar est constitué principalement de deux signaux ; le signal de la cible et le signal du clutter additionné au bruit thermique qui peut être négligeable. Pour atteindre des performances optimales de la détection, il faut déjà choisir la bonne méthode de détection, mais avant tout, il faut identifier et caractériser précisément la nature du clutter pour pouvoir l'extraire et le séparer du signal utile, pour détecter ensuite la cible. Durant ces dernières années, beaucoup de progrès ont été effectués pour modéliser les clutters selon l'environnement dans lequel le radar opère (terre, mer, atmosphère, etc).

La distribution K est considérée comme un modèle approprié pour modéliser le clutter de mer. Elle est caractérisée par les deux paramètres, " ν " qui représente le paramètre de forme, et " a " qui représente le paramètre d'échelle. La théorie de l'estimation prend part dans la détection radar et cela par le traitement des observations reçues pour donner une valeur (c'est-à-dire faire une estimation) aux paramètres qui représentent la distribution du clutter dans laquelle est noyée notre information. Plusieurs méthodes d'estimation peuvent être utilisées, le choix de ces méthodes repose principalement sur deux critères [50]:

- La nature des paramètres à estimer (c'est-à-dire, soit une variable aléatoire soit une constante). Par exemple, pour les paramètres de nature aléatoire, on utilise différentes méthodes telles que l'estimateur de Bayes et l'estimateur des probabilités à priori maximales, tandis que pour les paramètres constants on utilise plutôt, la méthode du maximum de vraisemblance, la méthode des moments...etc.
- La complexité du modèle mathématique de la distribution ainsi que le nombre de paramètres à estimer.

Beaucoup de méthodes ont été proposées dans la littérature pour l'estimation des paramètres de la distribution K [31,35], comme nous l'avons déjà mentionné dans l'introduction générale. Les valeurs estimées par les méthodes utilisant les moments de la distribution peuvent être imprécises, inexactes, spécialement pour un nombre d'échantillons réduit. En plus, beaucoup de techniques d'estimation demandent des méthodes numériques lourdes en calcul pour la résolution d'équations complexes. Pour remédier à tout cela, d'autres méthodes ont été élaborées basées sur les réseaux de neurones artificiels [36-37] ANN (artificiel neural network) qui ont des caractéristiques très intéressantes comme:

- La non-linéarité.
- La robustesse en présence de perturbations.
- La généralisation et l'adaptation.
- Le parallélisme qui peut être implémenté en hardware.

En effet le sujet de l'estimation peut être formulé comme un problème d'approximation de fonctions et les réseaux de neurones artificiels sont bien adaptés à ce genre de problèmes.

Dans cette présente étude, on propose de combiner entre les réseaux ANN qui permettent d'avoir un calcul d'apprentissage efficace et rapide, et les ensembles flous qui permettent d'utiliser et d'exploiter des données imprécises et non déterministes pour réaliser un réseau de neurones flou FNN (Fuzzy Neural Network) pour l'estimation du paramètre de forme de la distribution K .

Pour cela, nous allons considérer l'architecture MLP (Multi Layer Perceptron) pour construire le réseau de neurones flou et l'algorithme de la rétro-propagation du gradient (Back Propagation BP) pour l'entraînement du réseau. Les performances de cette nouvelle approche seront comparées à celles de la méthode d'estimation basée sur les moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires (Higher Order and Fractional Moments) HOFM [33] qui est présentée dans la section suivante.

4. 2 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode HOFM

Plusieurs méthodes de détection utilisent les moments statistiques de la distribution pour l'estimation du paramètre de forme " ν " de la distribution. Considérons une variable aléatoire X qui suit une distribution K , sa fonction de distribution est donnée comme suit [31]:

$$F_X(x) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\nu+1)} \left(\frac{x}{2a}\right)^{\nu+1} K_{\nu+1}\left(\frac{x}{a}\right), \quad (4.1)$$

$$x > 0, \quad \nu > -1$$

Sa fonction densité de probabilité est donnée par [31]:

$$f_X(x) = \frac{2}{a\Gamma(\nu+1)} \left(\frac{x}{2a}\right)^{\nu+1} K_{\nu}\left(\frac{x}{a}\right), \quad (4.2)$$

$$x > 0, \quad \nu > -1$$

Où x représente l'amplitude de l'enveloppe du signal.

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

$K_\nu(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce et d'ordre " ν ".

" a " représente le paramètre d'échelle, et peut être calculé à partir de la valeur de " ν " estimée.

L'estimation des deux paramètres " ν " et " a " peut être obtenue par l'estimation des moments de la distribution K qui sont donnés par [31] :

$$\mu_k = E[X^k] = \frac{\Gamma(0.5k + 1)\Gamma(\nu + 1 + 0.5k)}{\Gamma(\nu + 1)}(2a)^k \quad (4.3)$$

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N x_i^k, \quad k \geq 0 \quad (4.4)$$

La moyenne et la variance sont données par les expressions suivantes [33]:

$$E[X] = \frac{\Gamma(1.5)\Gamma(\nu + 1.5)}{\Gamma(\nu + 1)} 2a \quad (4.5)$$

$$Var[X] = 4a^2(\nu + 1) - E[X]^2 \quad (4.6)$$

Iskander et al [33] ont proposé une méthode d'estimation qui utilise les moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires (HOFM). Cette méthode est basée sur le calcul du rapport:

$$\alpha_{p,q} = \frac{\mu_{p+2q}}{\mu_p \mu_{2q}}, \quad p > 0, q = 1, 2, \dots \quad (4.7)$$

En mettant $q = 1$ dans l'équation (4.7) on obtient :

$$\beta_p = \alpha_{p,1} = \frac{\mu_{p+2}}{\mu_p \mu_2}, \quad p > 0 \quad (4.8)$$

Le paramètre de forme est donné alors par [33]:

$$\hat{\nu} = \frac{\left(\frac{p+2}{2}\right)^2 - \frac{\mu_{p+2}}{\mu_p \mu_2}}{\frac{\mu_{p+2}}{\mu_p \mu_2} - \left(\frac{p+2}{2}\right)}, \quad p > 0 \quad (4.9)$$

Une fois la valeur estimée du paramètre de forme $\hat{\nu}$ obtenue, le paramètre d'échelle a peut être estimé comme suit [33]:

$$\hat{a} = \frac{1}{2} \left(\frac{\Gamma(\hat{\nu} + 1)}{\Gamma(0.5k + 1)\Gamma(\hat{\nu} + 1 + 0.5k)} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k \right)^{\frac{1}{k}} \quad (4.10)$$

n : représente le nombre d'échantillons.

4.3 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode FNN

4.3.1 Réseau de neurones flou (Fuzzy neural network FNN)

Considérons un réseau de neurones artificiels flou basé sur la structure d'un FLP (MISO Multiple Input Single Output) mentionné dans le deuxième chapitre (voir figure 2.6). Le réseau est constitué de cinq couches comme il est indiqué sur la figure 4.1. Une couche d'entrée, une couche de fuzzification, une couche de neurones "AND", une couche de neurones "OR", et une couche de sortie qui sert à la défuzzification. Chaque neurone de chaque couche réalise une fonction particulière sur ses signaux d'entrée utilisant un ensemble de paramètres spécifiques.

Le choix de cette fonction (fuzzification, règle d'inférence ou défuzzification) dépend de la fonction globale que le réseau est supposé réaliser [38,50].

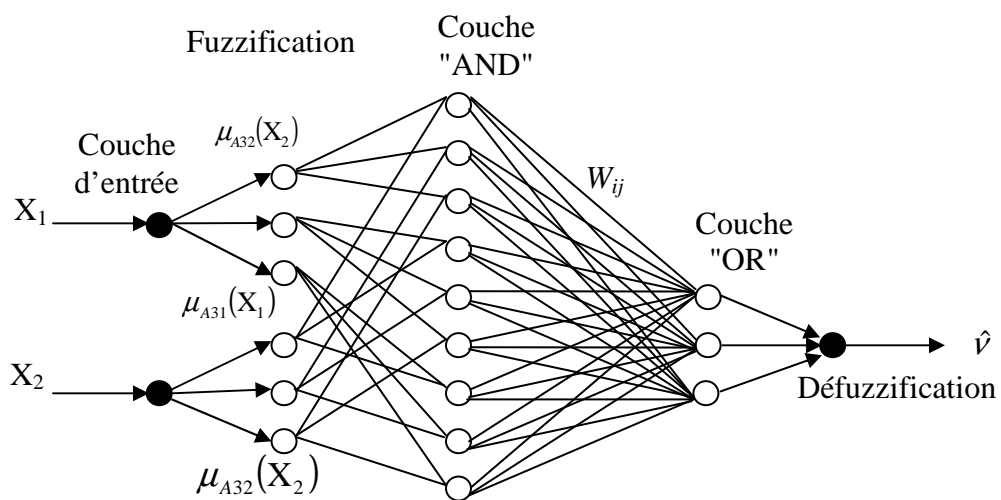


Figure 4.1 : Structure du réseau de neurones flou.

- Couche d'entrée : Elle contient deux neurones recevant deux variables d'entrées X_1 et X_2 qui représentent différentes fonctions de moments qu'on applique aux réseaux pour l'estimation.
- Couche de fuzzification : Elle contient six neurones représentant les différents ensembles flous qui caractérisent les fonctions d'appartenance définies par les coefficients $l_{A_{ij}}$, représentant la borne gauche de la fonction d'appartenance (left), $c_{A_{ij}}$ représentant le centre de la fonction d'appartenance (center) et $r_{A_{ij}}$ représentant la borne droite de la fonction d'appartenance (right).

Comme il est indiqué sur la figure 4.1 Chaque neurone i de cette couche reçoit une seule entrée j à partir de la couche d'entrée et génère à la fin une sortie donnée par [57]:

$$\mu_{A_{ij}}(X_i) = \begin{cases} \frac{X_i - l_{A_{ij}}}{c_{A_{ij}} - l_{A_{ij}}} & \text{si } l_{A_{ij}} < X_i < c_{A_{ij}} \\ \frac{X_i - r_{A_{ij}}}{c_{A_{ij}} - r_{A_{ij}}} & \text{si } c_{A_{ij}} < X_i < r_{A_{ij}} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.11)$$

Avec : $i=1, 2, 3$ et $j=1, 2$

A_{ij} représente les valeurs des variables linguistiques qui sont définies par LOW (L), MEDIUM (M) et HIGH (H). Les fonctions d'appartenance associées à ces variables sont triangulaires et symétriques (voire Figure 4.2).

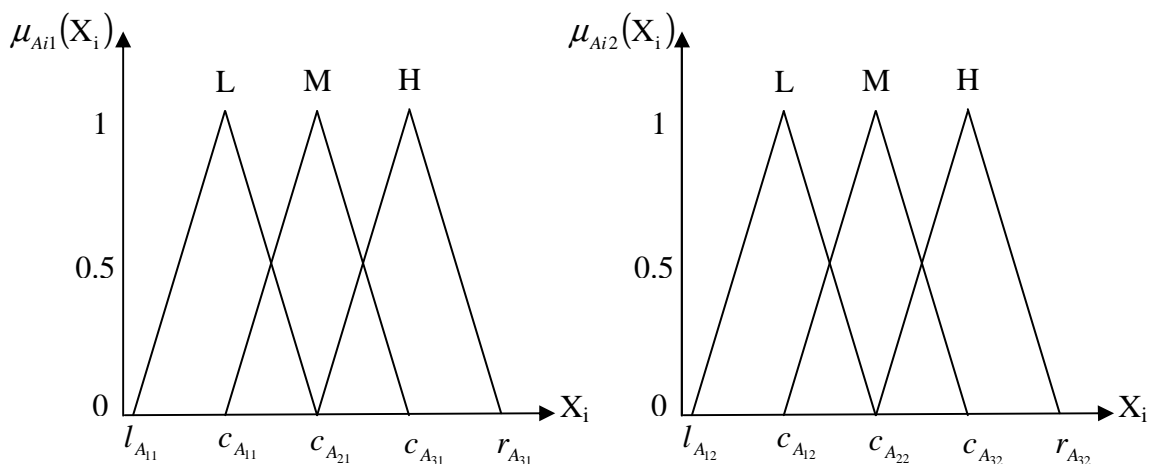


Figure 4.2 : Fonctions d'appartenances triangulaires.

Les différents coefficients A_{ij} sont tels que :

$$\begin{aligned} c_{A_{11}} &= l_{A_{21}}, r_{A_{11}} = c_{A_{21}} = l_{A_{31}}, r_{A_{21}} = c_{A_{31}} \\ c_{A_{12}} &= l_{A_{22}}, r_{A_{12}} = c_{A_{22}} = l_{A_{32}}, r_{A_{22}} = c_{A_{32}} \end{aligned} \quad (4.12)$$

- Couche de neurones "AND" : Le nombre de neurones dans cette couche correspond au nombre de règles utilisées et chaque neurone réalise l'opération logique "AND" qui correspond au produit algébrique. A la sortie d'un neurone "AND" on trouve [57] :

$$U_{1,k} = \prod_{i=1}^L \mu A_{ij_i}(X_i) \quad (4.13)$$

Pour $j_i=1, \dots, N_i, i=1, \dots, L$ et $k=1, \dots, n_1$.

n_1 est le nombre de neurones contenus dans la couche "AND" et N_i , le nombre d'ensembles flous associés à la variable X_i .

- Couche de neurones "OR" : Dans cette couche chaque neurone reçoit toutes les sorties de neurones "AND" de la couche précédente, et réalise l'opération logique "OR" correspondant à la somme algébrique. La sortie d'un neurone de la couche "OR" est donnée par [57]:

$$U_{2,j} = 1 - \prod_{i=1}^{n_1} (1 - U_{1,i} W_{ij}), \quad j=1, \dots, n_2. \quad (4.14)$$

n_2 est le nombre de neurones contenus dans la couche "OR" et W_{ij} sont les poids de connexions entre le $i^{\text{ème}}$ neurone "AND" et le $j^{\text{ème}}$ neurone "OR" et ne peuvent prendre que des valeurs réelles entre zéro et un :

$$W_{ij} \in [0,1] \quad \forall i,j \quad (4.15)$$

- Couche de sortie (de défuzzification) : Dans cette dernière couche, on procède à l'opération de défuzzification en utilisant la règle du centre de gravité qui est la plus utilisée. La sortie du neurone de cette couche représente la valeur estimée du paramètre de forme (\hat{v}) qui est donnée par :

$$\hat{v} = \frac{\sum_{i=1}^{n_2} m_i U_{2,i}}{\sum_{i=1}^{n_2} U_{2,i}} \quad (4.16)$$

m_i représente les centres des fonctions d'appartenance triangulaires et symétriques et correspondent aux poids de connexions entre la couche "OR" et la couche de défuzzification.

4. 3. 2 Calcul de l'erreur du réseau

L'erreur commise lors de l'entraînement du réseau est donnée comme suit [38]:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{v}} \frac{\partial \hat{v}}{\partial U_{2i}} \frac{\partial U_{2i}}{\partial W_{ij}} \quad (4.17)$$

$$\frac{\partial U_{2i}}{\partial W_{ij}} = U_{1i} \prod_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n_1} (1 - U_{1k} W_{kj}) \quad (4.18)$$

$$\frac{\partial \hat{v}}{\partial U_{2i}} = \frac{\partial}{\partial U_{2i}} \left(\frac{\sum_{i=1}^3 m_i U_{2i}}{\sum_{i=1}^3 U_{2i}} \right) \quad (4.19)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial \hat{v}} &= \frac{\partial}{\partial \hat{v}} \left(\frac{1}{2} (v_d - \hat{v})^2 \right) \\ &= \hat{v} - v_d \end{aligned} \quad (4.20)$$

v_d est la valeur désirée du paramètre de forme. Une fois l'erreur globale $\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$ trouvée,

l'ajustement des poids W_{ij} se fait selon l'équation suivante :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \gamma \frac{\partial E}{\partial W_{ij}(t)} \quad (4.21)$$

Où γ est le pas d'apprentissage.

4. 3. 3 Optimisation des paramètres par l'algorithme (BP)

Dans notre étude, nous avons considéré l'algorithme de rétro-propagation du gradient (Back Propagation BP) pour l'optimisation des paramètres du réseau de neurones FNN qui consiste à déterminer les différents poids W_{ij} .

Les étapes de l'algorithme BP sont données comme suit :

Etape 1

Initialiser de manière aléatoire les valeurs des poids de connexion W_{ij} ($i=1\dots 9; j=1\dots 3$).

Etape 2

Présenter le vecteur d'entrée qui consiste en une fonction de moments de la distribution K à la première couche, ainsi que la sortie désirée correspondante (v_d). Ceci servira de base pour l'apprentissage du réseau.

Etape 3

- Au niveau de la deuxième couche, déterminer les valeurs des fonctions d'appartenances triangulaires selon l'équation (4.11).
- Au niveau de la troisième couche, calculer les sorties de neurones "AND" en utilisant la règle du produit algébrique selon l'équation (4.13).
- Au niveau de la quatrième couche, calculer les sorties de neurones "OR" en utilisant la règle de la somme algébrique selon l'équation (4.14).
- Au niveau de la couche de défuzzification, calculer la valeur estimée du paramètre de forme \hat{v} en utilisant la règle du centre de gravité selon la formule (4.16).

Etape 4

Evaluer l'erreur globale $\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$ par rétro-propagation ainsi que les dérivées partielles par rapport aux paramètres du réseau selon les équations (4.17), (4.18), (4.19) et (4.20).

Etape 5

Ajuster les poids de connexions W_{ij} selon (4.21).

Etape 6

Aller à l'étape 3 et répéter l'ajustement des poids jusqu'à la convergence de l'algorithme.

4.3.4 Validation :

Après la phase d'apprentissage, une fois les poids ajustés et déterminés, on passe à la phase de validation qui consiste à appliquer une autre base d'échantillons différente de celle utilisée pour l'apprentissage, mais possédant la même taille. Le réseau choisi est celui qui minimise l'erreur commise sur la base de validation. En effet le réseau converge donnant des valeurs optimales des paramètres. Après plusieurs essais, nous avons trouvé qu'une erreur, d'environ 0.02 et un pas d'apprentissage égal à 0.01 pour un nombre d'itération égal à 1000 permettent d'aboutir à la structure optimale du réseau de neurones.

4.4 Analyse des performances

Pour mettre en évidence l'efficacité de l'estimateur neuronal flou, nous avons comparé ces performances avec celles d'un estimateur basé sur les moments fractionnaires et les moments d'ordre supérieur [33] présenté dans la section 4.2. Pour cela nous avons généré des variables aléatoires suivant une distribution K de paramètres "v" et "a" en utilisant la loi Gamma $G(v, a)$ [37]. Nous avons considéré 56 valeurs du paramètre de forme "v" contenues dans l'intervalle $[-0.5, 5]$ pour différentes valeurs du nombre d'échantillons (n=256 et n=512).

$$K(v, a) = 2a\sqrt{G(1,1)G(v+1,1)} \quad (4.22)$$

Le paramètre d'échelle "a" est calculé à partir de la valeur de "v" comme suit:

$$a = 1/(2\sqrt{v+1}) \quad (4.23)$$

A l'étape d'apprentissage, les variables aléatoires K distribuées avec les paramètres "v" et "a" sont générées pour chacune des 56 valeurs dans l'intervalle $\in [-0.5, 5]$ utilisant les variables aléatoires distribuées selon Gamma $G(\theta, \varphi)$.

Pour l'entraînement du FNN, différentes fonctions de moments ont été appliquées à ses entrées. Après plusieurs essais, nous avons trouvé que le réseau converge mieux et offre les paramètres optimaux, pour les couples d'entrées suivants (entrée 1, entrée 2) :

- 1) - Entrée 1: moment d'ordre 0.1 ($\mu_{0.1}$)
- Entrée 2: moment d'ordre 2.1 ($\mu_{2.1}$)
- 2) - Entrée 1: moment d'ordre 1 (μ_1)
- Entrée 2: moment d'ordre 2 (μ_2)

Nous avons ensuite utilisé comme entrées du réseau, les moments d'ordre supérieur et fractionnaires proposés par Iskander et al [33] dont la valeur est donnée par l'équation (4.8). Nous avons obtenu les valeurs optimales des paramètres du réseau en considérant p dans l'équation (4.8) égale à 1, 2, $\frac{1}{2}$ et $\frac{1}{10}$. Les entrées considérées du réseau FNN sont donc :

- 1) - Entrée 1: $p = 1 \Rightarrow \beta_1 = \frac{\mu_3}{\mu_1 \mu_2}$
- Entrée 2: $p = 2 \Rightarrow \beta_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2 \mu_2}$
- 2) - Entrée 1: $p = \frac{1}{2} \Rightarrow \beta_{1/2} = \frac{\mu_{5/2}}{\mu_{1/2} \mu_2}$
- Entrée 2: $p = \frac{1}{10} \Rightarrow \beta_{1/10} = \frac{\mu_{21/10}}{\mu_{1/10} \mu_2}$

Le biais et la variance de l'estimé de "v" sont représentés sur les tableaux 4.1 et 4.2 pour $n=256$ et $n=512$ respectivement pour les différentes fonctions d'entrée.

Tableau 4.1: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant le réseau FNN pour n=256.

	$\mu_{0.1}$	$\mu_{2.1}$	μ_1	μ_2	β_1	β_2	$\beta_{1/2}$	$\beta_{1/10}$
V	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$
-0.5	1.8033	2.6759	0.1024	0.0114	0.1158	0.0466	0.0159	0.0028
0	0.1892	0.3207	0.0877	0.1366	0.1254	0.1226	0.0071	0.0264
0.5	0.1680	0.2546	0.3755	0.2507	0.0453	0.2972	0.1279	0.1089
1	0.3455	0.3548	0.6508	0.4569	0.0362	0.5140	0.2597	0.2061
1.5	0.6066	0.4096	0.9520	0.6417	0.1575	0.7324	0.4475	0.3272

Tableau 4.2: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant le réseau FNN pour n=512.

	$\mu_{0.1}$	$\mu_{2.1}$	μ_1	μ_2	β_1	β_2	$\beta_{1/2}$	$\beta_{1/10}$
V	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$
-0.5	1.9250	5.0610	0.6212	0.5921	0.0619	0.0211	0.0056	7.8e-004
0	0.0480	0.0942	0.1328	0.0683	0.0869	0.0760	0.0329	0.0132
0.5	0.1389	0.1118	0.3719	0.2502	0.0104	0.1867	0.1361	0.0579
1	0.3461	0.1119	0.5637	0.4939	0.0971	0.2716	0.2356	0.1125
1.5	0.6475	0.1108	0.8346	0.6995	0.2356	0.4326	0.3844	0.2022

D'après les résultats énumérés sur les tableaux 4.1 et 4.2, on constate que lorsque on considère les entrées $\beta_{1/2}$ et $\beta_{1/10}$ pour le réseau de neurones flou, on obtient la plus petite valeur de la variance, donc une meilleure estimation du paramètre de forme "v", par rapport aux autres entrées du réseau. On remarque aussi que lorsque on augmente le nombre d'échantillons "n" on arrive à diminuer la variance.

Pour mettre en évidence les performances de l'estimateur neuronal flou, on propose de faire une étude comparative entre la méthode HOFM et la méthode proposée FNN. Pour cela, nous nous sommes basés sur les résultats illustrés dans la référence [33] qui montrent que le moment d'ordre $\beta_{1/10}$, donne une meilleure estimation du paramètre de forme "v".

Nous avons donc considéré cette valeur de β pour la méthode HOFM et nous avons comparé les performances des deux méthodes (HOFM, FNN) en considérant $\beta_{1/2}$ et $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau (qui présentent les meilleurs résultats) pour la méthode FNN.

Les tableaux 4.3 et 4.4 illustrent les résultats de comparaison entre les deux méthodes pour différentes valeurs du nombre d'échantillons n.

Tableau 4.3: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant la méthode HOFM et la méthode FNN pour n=256.

V	HOFM ($\beta_{1/10}$)		FNN ($\beta_{1/2}$ $\beta_{1/10}$)	
	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$
-0.5	0.0170	0.0047	0.0159	0.0028
0	0.0496	0.0410	0.0071	0.0264
0.5	0.1168	0.1643	0.1279	0.1089
1	0.1848	0.5633	0.2597	0.2061
1.5	0.3447	1.5952	0.4475	0.3272

Tableau 4.4: Valeurs du biais et de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" en utilisant la méthode HOFM et la méthode FNN pour n=512.

V	HOFM ($\beta_{1/10}$)		FNN ($\beta_{1/2}$ $\beta_{1/10}$)	
	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$	$E[\hat{v}] - v$	$Var[\hat{v}]$
-0.5	0.0107	0.0027	0.0056	7.8306e-004
0	0.0202	0.0179	0.0329	0.0132
0.5	0.0542	0.0703	0.1361	0.0579
1	0.1067	0.1708	0.2356	0.1125
1.5	0.1462	0.3919	0.3844	0.2022

Les figures suivantes illustrent une représentation de la variance de l'estimé du paramètre de forme "v" par les deux méthodes, HOFM avec $\beta_{1/10}$, et FNN pour les différentes entrées du réseau de neurones que nous avons considéré, avec $n=512$. Les résultats obtenus montrent que :

- Pour μ_1 , μ_2 et β_1 , β_2 comme entrées du réseau, la méthode HOFM donne de meilleures performances par rapport à celles de la méthode proposée (voire les figures 4.3 et 4.4 respectivement).
- Pour $\mu_{0,1}$, $\mu_{2,1}$ comme entrées du réseau, l'approche neuronale offre une meilleure estimation du paramètre de forme par rapport à la méthode HOFM pour des valeurs de "v" supérieure à 0.2. (voire la figure 4.5).
- Pour $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau, l'estimateur neuronal est plus performant et ce, pour n'importe quelle valeur de "v" (voire la figure 4.6).

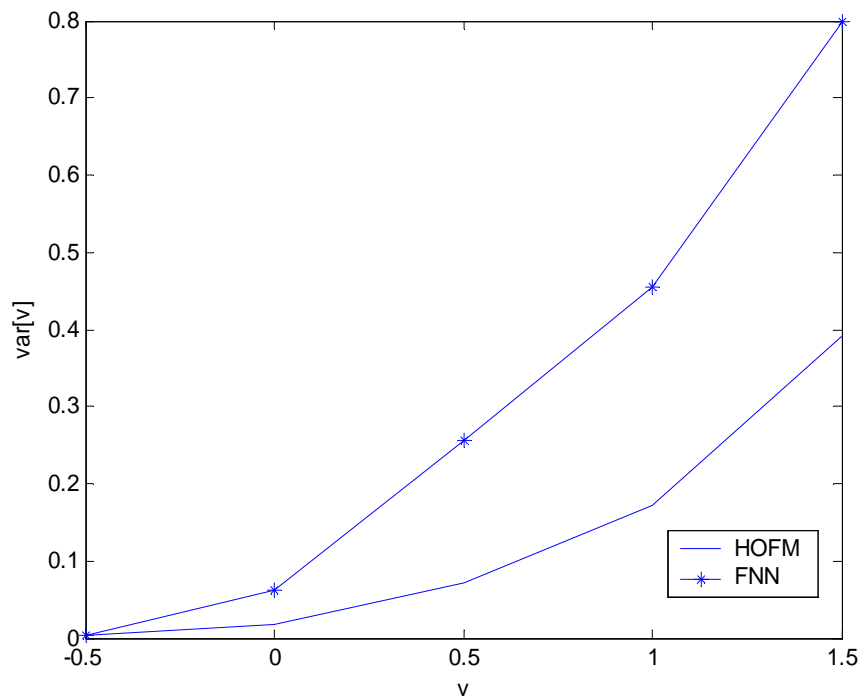


Figure 4.3 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec μ_1 , μ_2 comme entrées du réseau pour $n=512$.

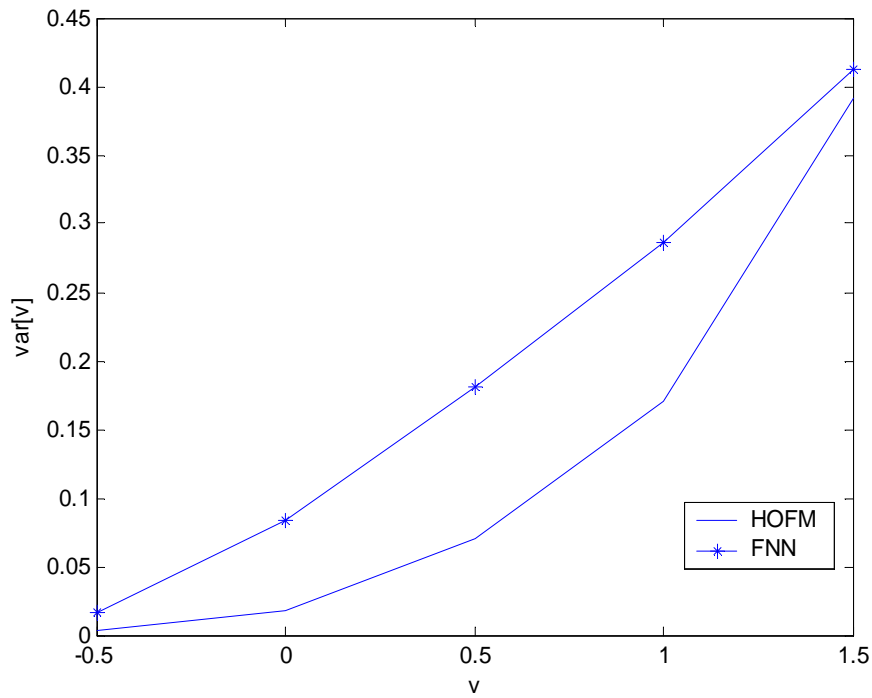


Figure 4.4 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec β_1, β_2 , comme entrées du réseau pour n=512.

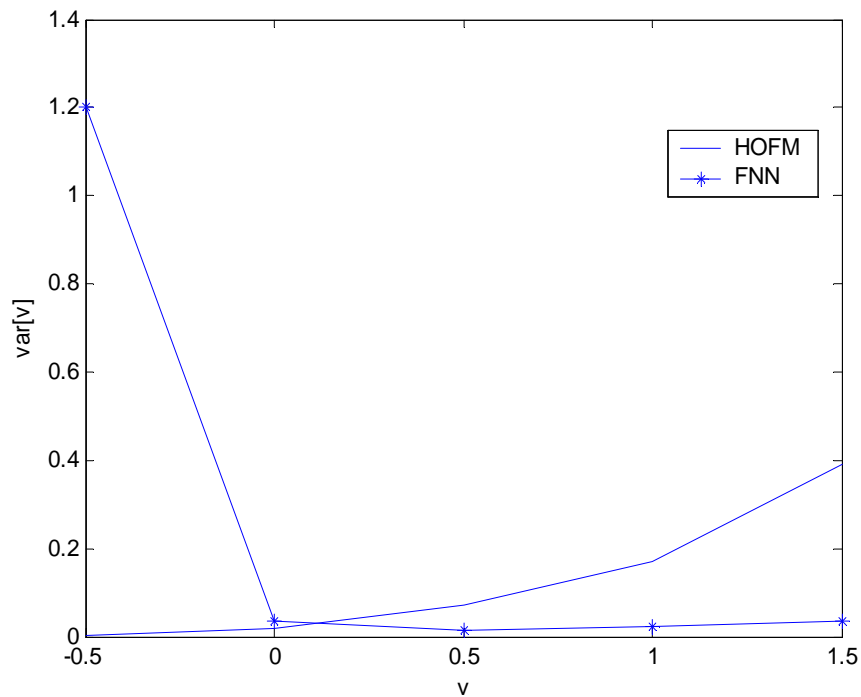


Figure 4.5 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec $\mu_{0,1}, \mu_{2,1}$ comme entrées du réseau pour n=512.

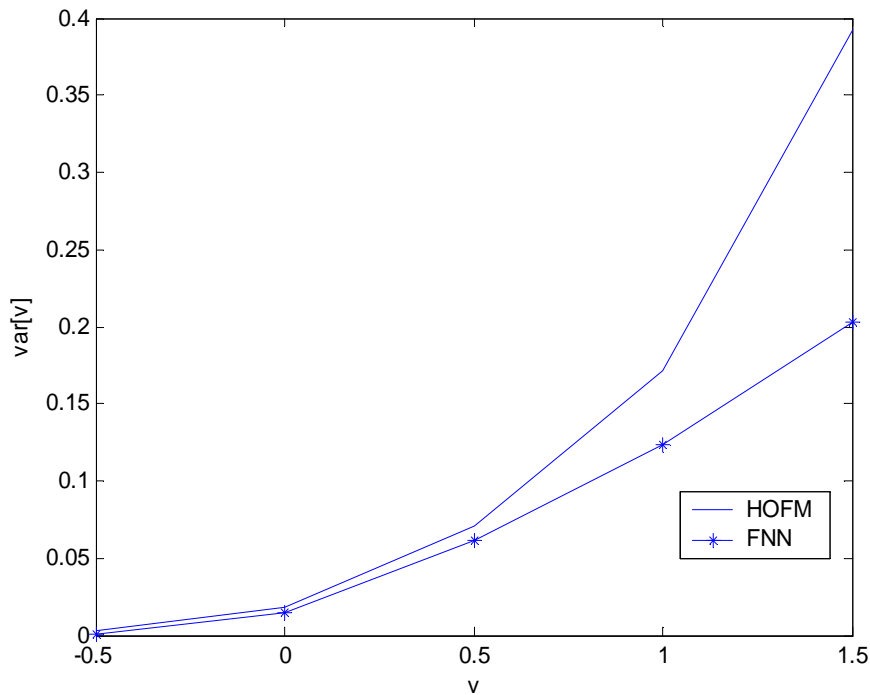


Figure 4. 6 : Variance de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec $\beta_{1/2}, \beta_{1/10}$ comme entrées du réseau pour n=512.

4. 5 Résultats et discussions

Nous avons vu précédemment que les couples d'entrées du réseau $\mu_{0,1}, \mu_{2,1}$ et $\beta_{1/2}, \beta_{1/10}$ présentent de meilleurs résultats par rapport aux autres entrées, pour la méthode FNN.

Pour cela, nous avons comparé les performances de cette méthode en utilisant différents couples d'entrées et les résultats obtenus sont représentés sur la figure 4.7 pour n=512. On constate que la variance de l'estimé de "v" est très faible en considérant les entrées $\beta_{1/2}, \beta_{1/10}$.

Pour les entrées $\mu_{0,1}, \mu_{2,1}$ la variance est très importante pour des valeurs de "v" inférieure à "0" et devient vraiment faible pour des valeurs de "v" supérieures à "0". On peut donc choisir le couple d'entrées $\beta_{1/2}, \beta_{1/10}$ comme solution optimale du réseau.

Sur la figure 4.8, une comparaison est effectuée entre les performances du réseau de neurones flou, en considérant différentes valeurs du nombre d'échantillons n . D'après les résultats obtenus, on constate que la variance diminue en augmentant le nombre n .

Enfin la figure 4.9 donne une représentation de l'erreur quadratique moyenne effectuée, en utilisant la méthode HOFM avec $\beta_{1/10}$, et la méthode FNN avec $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau pour $n=512$. D'après les deux courbes on remarque que l'erreur commise par le réseau flou est plus faible que celle commise en utilisant la méthode HOFM.

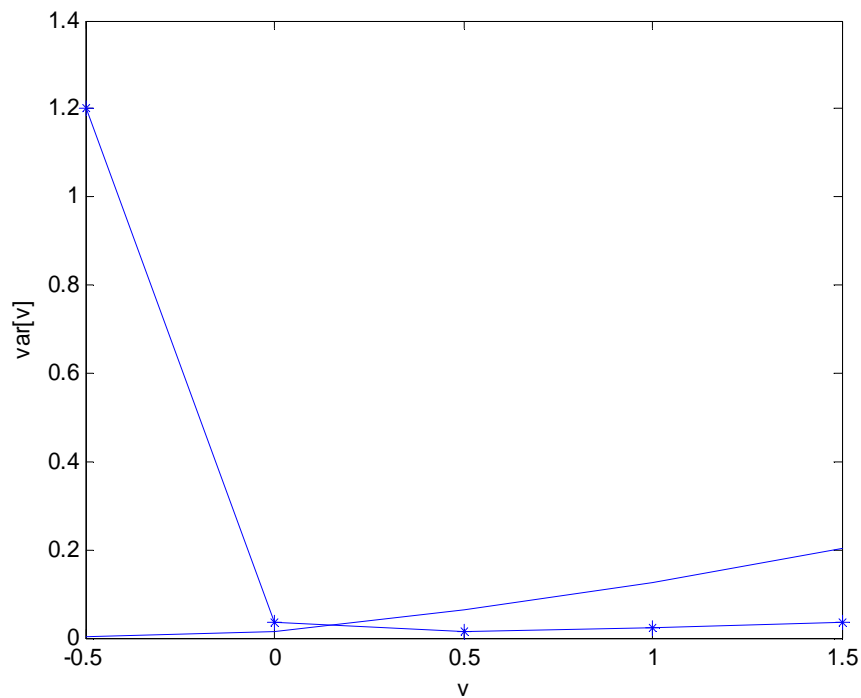


Figure 4.7 : Comparaison entre les variances de l'estimé de "v" en utilisant le réseau de neurones flou FNN pour $\mu_{0,1}$, $\mu_{2,1}$ (*) et $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ (-) comme entrées du réseau.

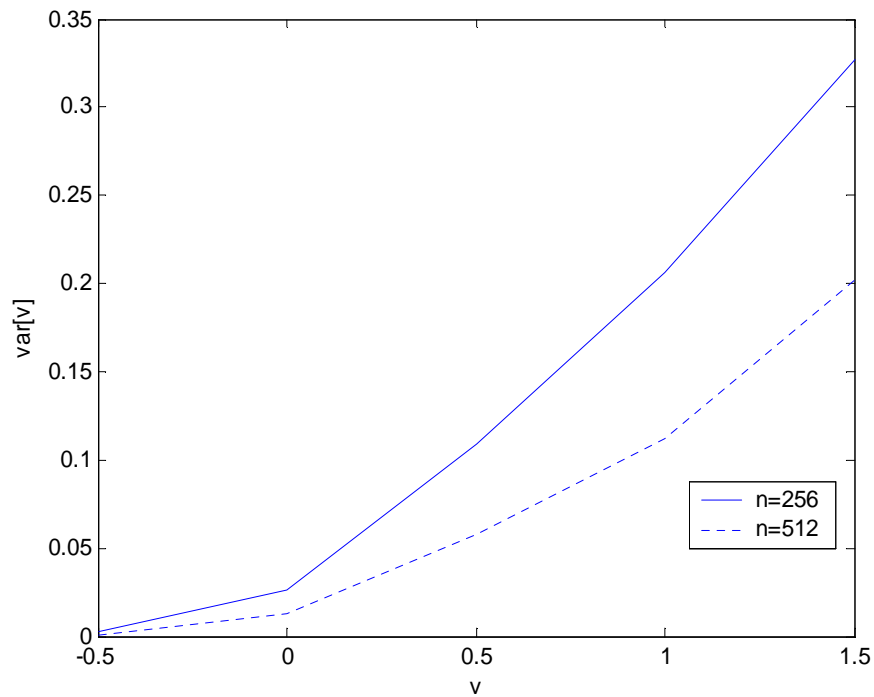


Figure 4. 8 : Variances de l'estimé de "v" en utilisant le réseau de neurones flou avec $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau pour n=256 et n=512.

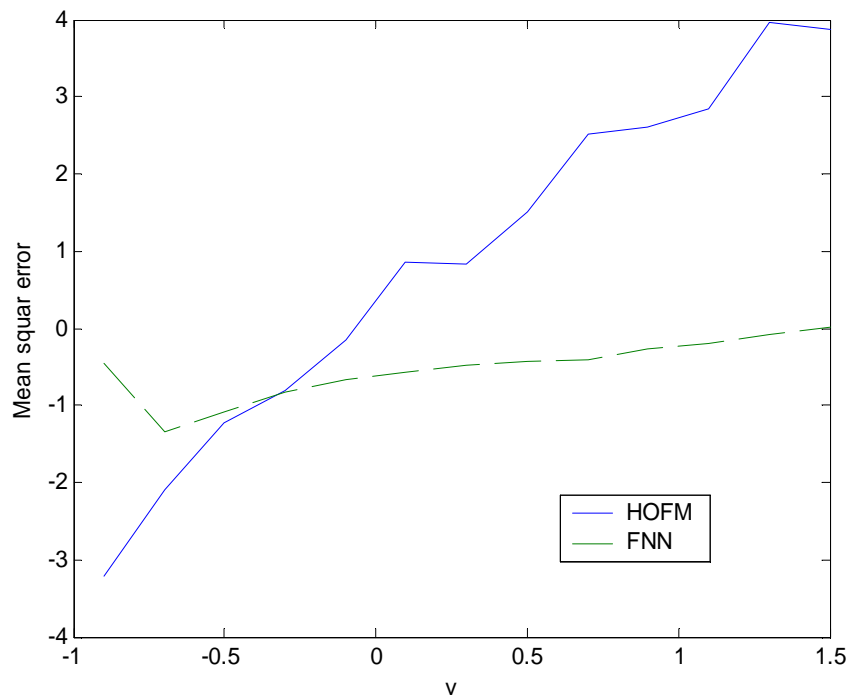


Figure 4. 9 : Erreur quadratique moyenne de l'estimé de "v" en utilisant la méthode HOFM $\beta_{1/10}$ et la méthode FNN avec $\beta_{1/2}$, $\beta_{1/10}$ comme entrées du réseau pour n=512.

4. 6 Conclusions

Ce chapitre est consacré à l'estimation des paramètres de la distribution K caractérisant le clutter de mer où nous avons proposé une nouvelle technique d'estimation basée sur les réseaux de neurones flous.

Trois fonctions d'appartenance triangulaires ont été considérées, et les paramètres du réseau à ajuster sont les poids de connexions entre ses différentes couches. L'optimisation de ses paramètres est effectuée par l'algorithme de rétro-propagation du gradient (BP).

Nous avons comparé les performances de la méthode proposée avec celles de la méthode HOFM. Les résultats de simulation ont prouvé l'efficacité de l'approche neuronale, qui permet de diminuer la variance de l'estimé du paramètre de forme, et qui assure l'amélioration des performances apportées par la méthode HOFM.

Chapitre V

Conclusion générale

Résumé

Dans ce chapitre, nous allons rappeler l'essentiel de notre travail en faisant ressortir notre contribution, nous donnerons par la suite quelques suggestions pour d'éventuelles extensions à notre étude.

5. 1 Conclusion générale

5. 2 Perspectives

5.1 Conclusion générale

Dans cette thèse nous avons considéré deux problèmes :

Le premier était la modélisation de l'incertitude dans les détecteurs CFAR. En effet dans les détecteurs classiques, la décision sur la présence ou l'absence d'une cible est une décision binaire, c'est-à-dire que, au-delà d'un certain seuil on parle de détection et en dessous de ce même seuil on parle de non détection. Alors, si une observation est proche du seuil de détection, on bascule d'une région à l'autre d'une manière brusque, ce qui implique un degré d'incertitude dans la décision. Nous avons donc, pensé à exploiter cette partie aux alentours du seuil, et nous avons modélisé ainsi un détecteur flou composé de trois régions, région de détection, région de non détection et région d'incertitude, où la présence de la cible est incertaine. Pour intégrer les règles de la logique floue dans notre détecteur, nous avons considéré deux observations combinées selon différentes règles de fusions, et d'autres règles d'inférence ont été proposées.

Pour évaluer les performances du détecteur flou proposé, la méthode de simulation de monte-carlo a été utilisée pour 10000 échantillons, pour les deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR. Les résultats obtenus montrent la supériorité de la règle définie par le produit borné par rapport aux autres règles de fusion. En ce qui concerne les règles d'inférence proposées, nous avons démontré qu'elles offrent une plus faible probabilité d'incertitude, donc une meilleure détection, pour des valeurs du rapport signal sur bruit inférieur à 12dB.

Le deuxième problème traité est l'estimation des paramètres de la distribution K. Nous avons proposé une nouvelle approche basée sur les réseaux de neurones flous FNN (Fuzzy neural network). Le réseau considéré est constitué de cinq couches, une couche d'entrée, une couche de fuzzification, une couche de neurones "AND", une couche de neurones "OR" et une couche de défuzzification. Les deux neurones de la couche d'entrée reçoivent les variables d'entrées qui consistent en différentes fonctions de moments, et trois fonctions d'appartenance triangulaires sont utilisées pour chaque entrée dans la couche de fuzzification. Les paramètres du réseau sont ajustés par l'algorithme de rétro-propagation du gradient (BP), et la défuzzification est effectuée par la loi du centre de gravité.

Après plusieurs essais, nous sommes arrivés à la structure optimale du réseau et nous avons trouvé que les couples d'entrées $(\mu_{0,1}, \mu_{2,1})$, (μ_1, μ_2) , (β_1, β_2) , et $(\beta_{1/2}, \beta_{1/10})$ permettent d'avoir une bonne estimation du paramètre de forme "v" de la distribution.

La mise en valeur des avantages de la méthode neuronale proposée fût par l'intermédiaire d'une étude comparative avec celle utilisant les moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires HOFM, déjà proposée dans la littérature, en observant les biais et variances des deux estimateurs. Les résultats de simulation obtenus montrent les bonnes performances que nous pouvons obtenir à l'aide des valeurs estimées résultantes à partir de l'utilisation de la méthode FNN, et prouvent ainsi la robustesse de cette méthode par rapport à la méthode HOFM.

5.2 Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour la continuité de nos travaux :

En effet, nous pouvons penser, pour le premier problème, à :

- Élaborer une autre méthode pour le calcul des bornes de la région d'incertitude dans le but de la minimiser.
- Proposer d'autres règles d'inférences pour la combinaison des fonctions d'appartenances.
- Appliquer le modèle du détecteur flou pour les autres processeurs CFAR.

Pour le deuxième problème :

- Utiliser un réseau de neurones flou possédant deux sorties, l'une pour l'estimation du paramètre de forme et l'autre pour l'estimation du paramètre d'échelle.
- Appliquer les algorithmes génétiques au lieu de l'algorithme BP pour l'apprentissage du réseau.

Annexe

Pour le calcul des bornes T_1 et T_2 de l'intervalle constituant la région d'incertitude, on procède comme suit :

- Pour $T_1 = T + \varepsilon_1$:

$$P_d(T_1) = P_{fa}(T) \quad (1)$$

$$\prod_{i=0}^{K-1} \frac{(N-i)}{\left(N-i + \frac{T_1}{1+W}\right)} = \prod_{i=0}^{K-1} \frac{(N-i)}{(N-i+T)} \quad (2)$$

Donc :

$$N-i + \frac{T_1}{1+W} = N-i+T \quad (3)$$

$$T_1 = T \times (1+W) \quad (4)$$

- Pour $T_2 = T - \varepsilon_2$:

$$P_{fa}(T_2) = P_d(T) \quad (5)$$

$$\prod_{i=0}^{K-1} \frac{(N-i)}{(N-i+T_2)} = \prod_{i=0}^{K-1} \frac{(N-i)}{\left(N-i + \frac{T}{1+W}\right)} \quad (6)$$

Donc :

$$N-i+T_2 = N-i + \frac{T}{1+W} \quad (7)$$

$$T_2 = \frac{T}{(1+W)} \quad (8)$$

Pour le calcul des paramètres caractérisant les régions des fonctions d'appartenances on procède comme suit :

➤ La région de détection (μ_d) est telle que :

$$\mu_d(x) = \begin{cases} 0 & x \leq T \\ a_d x + b_d & T \leq x \leq T_1 \\ 1 & x \geq T_1 \end{cases} \quad (9)$$

Les paramètres a_d et b_d de la région de détection sont :

$$\text{Pour } x = T: a_d = \frac{-b_d}{T} \quad (10)$$

$$\text{Pour } x = T_1: b_d = 1 - a_d \cdot T_1 \quad (11)$$

Ceci implique que

$$a_d = \frac{1}{T_1 - T} \quad (12)$$

$$b_d = \frac{T}{T - T_1} \quad (13)$$

➤ La région de non détection (μ_{nd}) est telle que :

$$\mu_{nd}(x) = \begin{cases} 1 & x \leq T_2 \\ -a_{nd}x + b_{nd} & T_2 \leq x \leq T \\ 0 & x \geq T \end{cases} \quad (14)$$

On obtient de la même manière les paramètres a_{nd} et b_{nd} de la région de non détection :

$$a_{nd} = \frac{1}{T - T_2} \quad (15)$$

$$b_{nd} = \frac{T}{T - T_2} \quad (16)$$

➤ La région d'incertitude (μ_i) est telle que :

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 0 & x \leq T_2 \\ a_{i1}x + b_{i1} & T_2 \leq x \leq T \\ -a_{i2}x + b_{i2} & T \leq x \leq T_1 \\ 0 & x \geq T_1 \end{cases} \quad (17)$$

Les paramètres a_{i1} , b_{i1} , a_{i2} , b_{i2} sont alors:

$$a_{i1} = \frac{1}{T - T_2} \quad (18)$$

$$b_{i1} = \frac{T_2}{T_2 - T} \quad (19)$$

$$a_{i2} = \frac{1}{T_1 - T} \quad (20)$$

$$b_{i2} = \frac{T_1}{T_1 - T} \quad (21)$$

Bibliographie

- [1] Finn H. M and Johson R. S, "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates", RCA Review., 29, vol. 3, 1968, pp. 414-464.
- [2] Rohling H, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 19, 1983, pp. 608-621.
- [3] Rickard J. T and Dillard G. M, "Adaptive detection algorithms for multiple target situations", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. AES-13, 1977, pp. 338-343.
- [4] Zadeh L. A, "Fuzzy sets", Information and control., 8, 3, 1965, pp. 338-353.
- [5] Zadeh L. A, "Probability measures of fuzzy events", Journal of mathematical analysis and applications., vol. 23, 1968, pp. 421-427.
- [6] Gorzalczany M. B, "A method of inference in approximate reasoning based on interval-valued fuzzy sets", Fuzzy sets and systems., vol. 21, 1987, pp. 1-17.
- [7] Dziech A and Gorzalczany M. B, "Decision making in signal transmission problems with interval-valued fuzzy sets", Fuzzy sets and systems., vol. 23, 1987, pp. 191-203.
- [8] Son J. C, Song I and Kim H. Y, "A fuzzy decision problem based on the generalized Neyman-Pearson criterion", Fuzzy sets and systems., vol. 47, 1992, pp. 65-75.
- [9] Son J. C, Kim S. Y, Song I and Kim H. Y, "A fuzzy set theoretic approach to weak known-signal detection", Signal Processing., vol. 28, 1992, pp. 183-194.
- [10] Son J. C, Song I, Kim S. Y and Park S. I, "An application of the generalized Neyman-Pearson fuzzy tests to stochastic-signal detection", IEEE Trans. On systems. Man and cybernetics., 23, 5, 1993, pp. 1474-1481.
- [11] Saade J. J and schwarzlander H, "Fuzzy hypothesis testing with hybrid data", Fuzzy sets and systems., vol. 35, 1990, pp. 197-212.
- [12] Saade J. J and schwarzlander H, "Application of fuzzy hypothesis testing to signal detection under uncertainty", Fuzzy sets and systems., vol. 62, 1994, pp. 9-19.
- [13] Saade J. J, "Extension of fuzzy hypothesis testing with hybrid data", Fuzzy sets and systems., vol. 63, 1994, pp. 57-71.
- [14] Saade J. J, "Toward intelligent radar systems", Fuzzy sets and systems., vol. 63, 1994, pp. 141-157.
- [15] Leung S. W, "Signal detection by fuzzy logic", proc. Fuzz-IEEE/ifes, Yokohama, Japan., 20-24 March 1995, pp. 199-202.

- [16] Leung S. W and Minett J. W, "Signal detection using fuzzy membership functions", Proc. SYS'95 Int. AMSE Conf, Brno Czech Republic., 3-5 July 1995, pp. 89-92.
- [17] Leung S. W and Minett J. W, "CFAR data fusion using fuzzy integration", Proc IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, New Orleans., LA, 8-11 Sept 1996, pp. 1291-1295.
- [18] Leung S. W and Minett J. W, "The use of fuzzy spaces in signal detection", Fuzzy Sets Syst., 2000, pp. 175-184.
- [19] Minett J. W, Leung S. W and Wong P. W, "Detecting fixed amplitude signals in a fuzzy gaussian environment", SMC 99 Proc IEEE Int. conf. on Systems, Man, and cybernetics., vol.1, 1999, pp. 496-499.
- [20] Leung S. W and Minett J. W, "An application of fuzzy hypothesis testing to signal integration", Fuzzy Systems, Fuzz IEEE 2000., May 2000, pp. 181-184.
- [21] Leung S. W. and Minett J. W, Lee M. K and Siu Y. M, "Modeling imprecise detection parameters as fuzzy numbers for a rician target in rayleigh background", IEEE Radar Conference ., 2001, pp.135-137.
- [22] Leung S. W, Minett J. W, Siu Y. M and Lee M. K, "A fuzzy approach to signal integration", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 38, 1, 2002, pp. 346-351.
- [23] Wang G, Mao S and He Y, "distributed detection fusion with fuzzy prior probabilities and fuzzy cost functions", IEEE International conference., 2000, pp. 146-150.
- [24] Hammoudi Z, and Soltani F, "Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy spaces and fuzzy fusion rules", IEE proc. Radar Sonar Navig., vol. 151, No. 3, June 2004, pp. 135-142.
- [25] Boston J. Robert, "A fuzzy model of signal detection incorporating uncertainty", IEEE Proc 2nd Int'l conf on fuzzy systems., 1993, pp. 1107-1112.
- [26] Boston J. Robert and Akyol Guzide, "using uncertainty measure in fuzzy QRS detector", Proc 1st joint BMES/EMBS conference serving humanity. advancing technology. IEEE Press., Atlanta, GA, USA, 13-16 October 1999, pp. 916.
- [27] Boston J. Robert, "Effects of membership function parameters on the performance of a fuzzy signal detector", IEEE Trans. on Fuzzy Systems., vol. 5, No. 2, May 1997, pp. 249-255.
- [28] Boston J. Robert, "Interpreting uncertainty in fuzzy signal detection", Proc 23rd annual EMBS international conference. IEEE Press., Istanbul, Turkey, 25-28 October 2001, pp. 1641-1644.

- [29] Boston J. Robert, "Comparison of techniques for modeling uncertainty in signal detection tasks", Proc 2nd Int'l symposium on uncertainty modeling and analysis. IEEE Press., 1993, pp. 302-309.
- [30] Boston J. Robert, "A signal detection based on Dempster-Shafer theory and comparison to fuzzy detection", IEEE Trans on systems. Man and cybernetics-part C., vol. 30, No. 1, February 2000, pp. 45-51.
- [31] Ragavan R. S, "A method for estimating parameters of K-distributed radar clutter", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 27, 1991, pp. 238-246.
- [32] Joughin Ian. R, Percival D. B and Winebrenner D. P, "Maximum likelihood estimation of K distribution parameters for SAR data", IEEE Trans. Geoscience and remote sensing., 31, 5, 1993, pp. 989-998.
- [33] Iskander D. R and Zoubir A. M, "Estimation of the parameters of the K-distribution using higher order and fractional moments", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 35, 4, 1999, pp. 1453-1457.
- [34] Iskander D. R, Zoubir A. M and Boashash B, "A method for estimating the parameters of the K-distribution", IEEE Trans. Signal Processing., vol. 47, no. 4, April 1999, pp. 1147-1151.
- [35] Chung P, Roberts W and Bohme J, "Recursive K-distribution parameters estimation", IEEE Trans. Signal Processing., vol. 53, no. 2, February 2005, pp. 397-402.
- [36] Smolikova R, Wachowiak M. P, Zurada J. M and Elmaghraby A. S, "A neural network approach for estimating large K distribution parameters", Proceedings IJCNN'01., vol. 3, July 2001, pp. 2139-2143.
- [37] Wachowiak M. P, Smolikova R, Zurada J. M and Elmaghraby A. S, "Estimation of K distribution parameters using neural network", IEEE Trans. Biomedical Engineering., 49, 6, 2002, pp. 617-620.
- [38] Mezache A, Soltani F, "A new approach for estimating the parameters of the k-distribution using fuzzy-neural networks", IEEE Trans. On Signal Processing., vol. 56, no. 11, 2008, pp. 5724-5728.
- [39] Barkat M, "Signal detection and estimation", second edition state university of New York, Artech House 1991.
- [40] Sayama S and Sekin M, "Weibull distribution and K-disrtibution of sea clutter observed by X-band radar and analysed by AIC", IEICE Transactions. commun., Vol. E83-B, N°9, September 2000, pp. 1978-1982.

- [41] Fernandes D and Sekin M, "Supression of Weibull radar Clutter", IEICE Transactions. commun., Vol. E76-B, N° 10, October 1993.
- [42] Levanon N and Shor M, "Order Statistics CFAR for Weibull background", IEE Proceedings-F., Vol. 137, Pt. F, N°3, June 1990, pp. 157-162.
- [43] Miguel Vela M, Besada Prtas J. A and Casar Corredera J.R, "Probability of False Alarm of CA-CFAR detector in Weibull Clutter", Electronics Letters 16th., Vol. 34 N°8, April 1998.
- [44] Goldstein G. B, "False Alarm regulation in Log-Normal and Weibull clutter", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems., Vol. AES-9, N°1, January 1973, pp. 84-92.
- [45] Alberola-Lopez C and Casar-Corredera J. R, "Object CFAR detection in Gamma distributed texture background images", IEE Proceedings-Vis. Image Signal process., Vol. 146, N°3, June 1999, pp. 130-136.
- [46] Gigli G and Lamrapolos G, "A new maximum likelihood generalized Gamma CFAR detector", IEEE International Conference., 2002, pp. 3399-3401.
- [47] Watts S, "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems., Vol. AES-2328, N°1, January 1987, pp. 40-45.
- [48] Jian G, You H and Ying-Ning P, "CFAR detection in K-distributed clutter", Proceedings of ICSP., 1998, pp. 1513-1516.
- [49] Parizeau M, "Réseaux de neurones", thèse Université Laval, Automne, 2004.
- [50] Mezache A, "Optimisation de la détection décentralisée CFAR dans un clutter weibull utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones flous", Thèse de doctorat en sciences, Université de Constantine, département d'électronique., Décembre 2008.
- [51] Ikonen E and Najim K, "Fuzzy neural networks", Draft for IEE Proceedings Paper., N°. CTA/95/2704, pp. 1-31.
- [52] Belarbi K, Bettou K and Mezache A, "Fuzzy neural networks for estimation and fuzzy controller design: simulation study for a pulp batch digester", Journal of process control, Elsevier., Vol. 10, Issue. 1, February 2000, pp. 35-41.
- [53] Belarbi K and Titel F, "Genetic algorithm for the design of a class of fuzzy controllers: An alternative approach", IEEE Transactions on fuzzy systems., Vol. 8, No. 4, August 2000, pp. 398-405.

- [54] Alioua C and Soltani F, ''Combined membership functions in fuzzy signal detection'', ICELIE'06, 1st IEEE International Conference on E-Learning in Industrial Electronics., Hammamet Tunisia, December 2006.
- [55] Alioua C and Soltani F, ''Fuzzy signal detection in presence of interfering targets'', SSD'07, Fourth International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices., Hammamet, Tunisia, March 2007.
- [56] Alioua C and Soltani F, '' On the modelling of uncertainty in radar CFAR detection'', SIViP, no. 4, Springer, December 2010, pp. 381-388.
- [57] Alioua C and Soltani F, '' Estimation of k distribution parameters using fuzzy neural networks'', ACTEA 2009, Beirut, Lebanon, July 2009.

Abstract:

The objective of the RADAR system is the automatic detection of targets in space under different environmental conditions. The wide variety of operating environments, in which the radar operates, is the main source of noise and unwanted echoes, because their signals are added to the target signal, which make decision difficult to achieve.

The decision about the presence or the absence of a target is made using threshold based techniques. These statistical techniques are optimized with respect to a particular criterion such as the Neyman-Pearson criterion. They determine the most probable choice between "Signal present" (Hypothesis H_1) and "Signal absent" (Hypothesis H_0). In situations where the observation is close to the threshold, the decision cannot be made with a reasonable certainty. In other words, the confidence in the decision is not high. That is, if we create a confidence interval around the threshold, an observation outside this interval will lead to a decision with more confidence. Therefore, it would be desirable to identify these observations in order to do some additional testing.

In this work, we propose at first, a model for a Constant False Alarm Rate Detection (CA-CFAR and OS-CFAR) that uses fuzzy logic to describe the uncertainty on the decision about the presence or the absence of a target. The received signal is processed in a sequential manner so that the test is performed after each observation. Each time an observation is taken, the membership function to three regions, namely; "Signal present", "Signal absent" and "Uncertainty" is evaluated. Then, the received signals from different observations are combined according to some fuzzy fusion rules to obtain the global decision. The simulation results obtained showed that the bounded product rule gives the best performance detection among all the others.

In the second part of our research, we consider the estimation problem. Many distributions exist for modelling a radar clutter depending on the environment. The K-distribution is an appropriate model for characterizing the sea clutter. It is specified by the shape parameter " ν " and the scale parameter " a " which are subject of estimation.

Many works have been proposed in the literature to estimate the parameters of the K distribution. Most of them used the moments of the distribution and involve numerical methods to solve nonlinear equation which require an expensive time of computation. These previous methods work well for large sample sizes (greater than about 1000) but the variance of the estimates parameters is large for smaller sample sizes. Recently, artificial neural network have been used in radar signal detection. In this work we propose a fuzzy neural method for estimating the parameters of the K distribution and present the theory of the fuzzy neural network (FNN). We use the back propagation (BP) learning algorithm for the training process and different moments function for the inputs network. We obtain improved results compared with those obtained by the method based on higher order and fractional moments for small sample sizes.

المخلص

الهدف من نظام رادار هو الكشف الآلي للأهداف في الفضاء تحت ظروف بيئية مختلفة، إن تنوع هذه الأخيرة هي المنبع الأساسي للضوضاء و الصداً بما أن الإشارات الناتجة عنها تتداخل مع إشارات الأهداف المرغوب الكشف عنها، فيؤدي ذلك إلى تشويشها مما يجعل عملية الكشف صعبة.

العمل الذي قمنا به يتمثل في استعمال و إدخال مفهوم المنطق الواضح في تحليل الكواشف CA-CFAR, OS-CFAR و ذلك بتطبيق طريقتين واحدة في غياب التداخلات أما الأخرى في وجودها. الجزء الثاني من عملنا يتمثل في استعمال و إدخال مفهوم المنطق الواضح و الشبكات العصبية الاصطناعية في تقدير عوامل التوزيعة -K .

من خلال النتائج المتحصل عليه من خلال الدراسة الأولى ، استنتجنا أن استعمال مفهوم المنطق الواضح مكننا من تمثيل نموذج عدم اليقين في الكشف ومكننا من اختيار أقوى كاشف ضد التداخلات. و من خلال الدراسة الثانية استنتجنا أن استعمال الشبكات العصبية الاصطناعية في تقدير عوامل التوزيعة - K - مكننا من التحصل على نتائج مرضية .