



**UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de Magistère

Spécialité : Electronique

Option : Communication

Par

SAHED Mohamed

Sujet

**Détection CFAR dans un clutter de mer
de distribution- K avec des paramètres
inconnus en présence du bruit thermique**

Soutenu publiquement le 02 juin 2010 devant le jury composé de :

MEZACHE Amar	Maître de conférences	Université de M'Sila	Président
CHIKOUCHE Djamel	Professeur	Université de M'Sila	Rapporteur
MESSALI Zoubeida	Maître de conférences	Université de M'Sila	Examinatrice
KHEDROUCHE Djamel	Maître de conférences	Université de M'Sila	Examineur
BENZID Ridha	Maître de conférences	Université de Batna	Examineur

Promotion : 2009/2010



**Détection CFAR dans un clutter
de mer de distribution- K avec
des paramètres inconnus en
présence du bruit thermique**



PAR : SAHED MOHAMED

Remerciements



Tout d’abord, ma profonde gratitude, mes très sincères remerciements et mes louanges vont à mon Dieu « le Plus-Haut, le Très-Digne de louange », Qui m’a comblé de Ses faveurs innombrables, Qui m’a rendu facile tous ce qui est difficile dans ma vie et pendant mon cursus, et Qui m’avait préféré à plusieurs de Ses créatures.

Je tiens à remercier chaleureusement le Professeur CHIKOUCHE Djamel pour avoir accepté d’être l’encadreur de ce mémoire, pour sa rigueur scientifique, pour son esprit d’ouverture, pour son humanité, pour son excellent encadrement académique et scientifique. Il a été vraiment le formateur dont j’avais besoin.

J’adresse également mes remerciements à Monsieur MEZACHE Amar, Docteur à l’université de M’Sila, pour l’honneur qu’il m’a fait en acceptant la présidence du jury d’examen. Je lui suis très reconnaissant ainsi de m’avoir fait profiter de son expérience, et de m’avoir fourni de nombreux et précieux conseils.

De même, je remercie vivement Madame MESSALI Zoubeida, Docteur à l’université de M’Sila, Monsieur KHEDROUCHE Djamel, Docteur à l’université de M’Sila, et Monsieur BENZID Ridha, Docteur à l’université de Batna, pour avoir accepté le rôle d’examineurs critique dans le jury d’examen, pour le temps qu’ils ont consacré à la lecture de ce manuscrit ainsi qu’aux remarques judicieuses qu’ils ont prodigué pour évaluer et préciser certains aspects de ce travail.

Un merci tout spécial au Professeur Simon Watts, Directeur Scientifique du groupe THALES, Division Aérospatiale (Royaume-Uni, UK), pour ses conseils très précieux, pour sa disponibilité à toutes mes interrogations et questions, pour l’intérêt qu’il a manifesté envers mon travail, et pour m’avoir apporté le soutien dont j’avais besoin pour l’avancement de ce mémoire.

Je souhaite exprimer aussi ma profonde reconnaissance aux membres du département d’électronique de l’université de M’Sila, et notamment le chef du département Monsieur BOUCHLEGHEM Ahmed.

Mes remerciements vont également à tous mes collègues de la promotion de magistère 2009/2010 que j’ai côtoyé pour la bonne ambiance et qui avec eux que j’ai trouvé de grande qualité grâce à une atmosphère amicale et studieuse pendant les années de formation et particulièrement BOUDJLAL Abdelouaheb qui m’a soutenu et encouragé tout au long ce mémoire.

Ce travail a pu être mené à son terme grâce à la contribution de nombreuses personnes, je tiens à toutes les remercier.

Mes derniers mais non-moins importants remerciements iront à : mes très chers parents, ma très chère grand-mère, mon frère Abdelmalek et toutes mes sœurs, qui m’ont tous encouragé de porter le flambeau de la science, qui m’ont épaulé dans mes choix et qui m’ont soutenu formidablement et inlassablement pour atteindre le but que je m’étais fixé. Je suis très reconnaissant envers eux ainsi pour leur soutien moral et matériel et pour m’avoir offert la chance de faire mes études.

SAHED Mohamed

A mes parents, ma grand-mère, mon frère, mes sœurs,

Et tous mes proches sans exception,

... je dédie ce modeste travail.

Détection CFAR dans un clutter de mer de distribution- K avec des paramètres inconnus en présence du bruit thermique



Résumé — En premier lieu, la problématique considérée dans ce travail concerne l'étude du problème d'estimation des paramètres inconnus de la distribution- K composée qui a été adoptée largement comme un modèle statistique permettant de mieux décrire la nature aléatoire des signaux rétrodiffusés par la surface de la mer et de mieux représenter la réalité de l'interaction des ondes électromagnétiques du radar avec cette surface, assumant la présence du bruit thermique qui est bien expliqué dans le cadre de cette description stochastique. Ce mémoire, qui s'appuie sur ce modèle, a pour objectif de proposer de nouveaux outils de différentes stratégies, capables de résoudre ce problème d'estimation (largement posé) et de l'étudier de manière à aider ensuite à la compréhension du comportement des différents détecteurs CFAR en environnements marins. Une première méthode, reposant essentiellement sur les réseaux de neurone artificiels (*ANN*) et flous (*FNN*), a été proposée dans le cas où le *CNR* est connu *a priori*. Par la suite, nous avons proposé également une deuxième méthode plus pragmatique basant sur l'ajustement paramétrique en utilisant un algorithme multidimensionnel non-linéaire sans contrainte de minimisation basé sur la méthode de recherche directe de Nelder-Mead. Cette dernière est une méthode graphique permettant d'estimer simultanément tous les paramètres de la distribution- K , assumant un *CNR* inconnu *a priori*. Dans le cadre général de la présente étude, les deux estimateurs proposés ont été évalués sur des données simulées de K -clutter-plus-bruit thermique et leur précision a été largement discutée pour illustrer leur efficacité et leur robustesse, ainsi pour prouver le bien-fondé de nos propositions.

En deuxième lieu, une étude analytique et comparative bien détaillée de quelques procédures de détection CFAR a été également élaborée, dans le but de chercher le détecteur le plus adapté aux environnements marins. Ces détecteurs ont été également analysés sur des données simulées de clutter de mer en présence du bruit.

Mots-clés — Modèle composé de la distribution- K , clutter de mer, clutter non-gaussien, bruit thermique, estimation de paramètres, réseaux de neurone artificiels, réseaux de neurone flous, algorithmes génétiques, algorithme de rétro-propagation, optimisation sans contrainte multidimensionnelle, algorithme de Nelder-Mead, détection CFAR.

CFAR detection in K -distributed sea clutter with unknown parameters in presence of thermal noise



Abstract — Firstly, the problematical considered in this work relate especially to study the estimation problem of the unknown parameters of the compound K -distribution model which was chiefly adopted as a statistical model allowing as for him to finely represent the reality of the random nature of the backscatters signals from sea surface (or simply called “sea clutter”), and to better describe the interaction between sea surface and radar electromagnetic waves, assuming the presence of thermal noise which is well explained under this stochastic description. Through this memory, we aims to propose new estimation tools with various strategies able to resolve this estimation problem (mostly posed in practical situations), and we want also to study it so as to contribute then to the comprehension of the CFAR detectors behaviour in such mediums. A first method based on artificial neuronal networks (*ANN*) and fuzzy neuronal networks (*FNN*), was proposed when the *CNR* is known *a priori*. Thereafter, we also proposed a second more pragmatic method based essentially on parametric fitting using a nonlinear multidimensional unconstrained minimization algorithm based on the direct search method of Nelder–Mead. This second procedure is a graphical method able to estimate simultaneously and robustly all unknown parameters of the compound K -distribution, including thermal noise addition and assuming an unknown *CNR*. In the general context of this study, the two proposed estimators were strictly evaluated by some simulation results aimed to prove their efficiency in such environment and under such conditions (presence of simulated K -distributed clutter and thermal noise), and their precision was largely discussed to illustrate their effectiveness and their robustness, and thus to prove the good-founded of our propositions.

Secondly, an analytical and a comparative study of some CFAR detection procedures was also involved in the last part, from that we will try to seek the more adapted detector in marine environments. These CAFR detectors were carefully analyzed on simulated sea clutter data assuming always the presence of thermal noise.

Key-words — The compound K -distribution model, sea clutter, non-Gaussian clutter, thermal noise, parameters estimation, artificial neuronal networks, fuzzy neuronal networks, genetic algorithms, back propagation algorithm, multidimensional unconstrained optimization, Nelder–Mead algorithm, CFAR detection.

Table des matières



Acronymes	iv
Symboles et Notations.....	vi
Table des figures	xi
Liste des tableaux	xiv
Introduction Générale	1
A. Introduction	1
B. État de l'art	2
C. Formulation du problème d'estimation et de détection	7
D. Organisation du mémoire	9
Chapitre 01 – Principes Fondamentaux du Radar et Théorie de la Décision	11
1.1. Introduction	11
1.2. Historique	11
1.3. Applications et fonctions du Radar	13
1.4. Concept et configurations du système radar	14
1.5. Description générale du principe de sondage radar	16
1.6. Classifications du radar	16
1.7. Paramètres caractéristiques d'une impulsion RF	18
1.8. Technologie du radar Doppler à impulsions	19
1.9. Equation du radar en espace libre	22
1.10. Choix des paramètres caractéristiques d'un radar	23
1.11. Théorie de la décision	25
1.11.1. Tests de Bayes	27
1.11.2. Critère de Minimax	30
1.11.3. Critère de Neyman–Pearson	31
1.12. Conclusion	32
Chapitre 02 – Modèles Statistiques du Clutter de Mer	33
2.1. Introduction	33
2.2. Définition du clutter de mer	34
2.3. Rétrodiffusion électromagnétique des vagues de mer	34
2.4. Facteurs affectant les statistiques du clutter de mer	35

2.5.	Modèles statistiques du clutter de mer	36
2.5.1.	Modèle Gaussien du clutter de mer	36
2.5.2.	Modèle Non-Gaussien du clutter de mer	37
2.5.2.1.	Modèle de la distribution Log-Normal	38
2.5.2.2.	Modèle de la distribution Weibull	40
2.5.2.3.	Modèle de la distribution- K	41
2.6.	Analyse de clutter de mer K -distribué	43
2.6.1.	Modèle composé de la distribution- K	43
2.6.2.	Analyse de clutter de mer K -distribué en absence du bruit thermique	45
2.6.3.	Analyse de clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique	46
2.7.	Autres Modèles statistiques du clutter de mer	48
2.8.	Conclusion	49
Chapitre 03 – Méthodes d’Estimation des Paramètres de la Distribution-K en Présence du Bruit Thermique		50
3.1.	Introduction	50
3.2.	Méthodes classiques d’estimation en présence du bruit thermique	51
3.2.1.	Méthode des moments modifiée	51
3.2.2.	Méthode des moments d’ordre un et deux	52
3.2.3.	Méthode non-linéaire d’ajustement non-paramétrique	53
3.3.	Méthode d’estimation basée sur les réseaux non-linéaires	55
3.3.1.	Estimateur basé sur le Multi Input/Single Output <i>ANN (ANN MISO)</i>	56
3.3.2.	Estimateur basé sur le Multi Input/Single Output <i>FNN (FNN MISO)</i>	57
3.3.3.	Estimateur basé sur le Multi Input/Multi Output <i>FNN (FNN MIMO)</i>	60
3.3.4.	Validation des estimateurs et résultats de simulation	60
3.4.	Méthode d’estimation avec des paramètres inconnus	63
3.4.1.	Ajustement de courbe aux données (Curve Fitting to Data)	64
3.4.2.	Formulation du problème et méthodes d’optimisation	65
3.4.3.	Algorithme de Nelder-Mead	67
3.4.3.1.	Description de base de l’algorithme de Nelder-Mead	68
3.4.3.2.	Simplexe initial	69
3.4.3.3.	Grandes lignes sur l’algorithme de Nelder-Mead	69
3.4.4.	Méthode d’estimation basée sur l’ajustement de courbe aux données	72
3.4.5.	Application de la nouvelle procédure d’estimation	75
3.5.	Conclusion	80
Chapitre 04 – Analyse de la Détection CFAR dans un Clutter de Mer K-distribué en Présence du Bruit		81
4.1.	Introduction	81
4.2.	Modèles statistiques des cibles	82
4.2.1.	Modèles de Swerling I	83
4.2.2.	Modèles de Swerling II	83
4.2.3.	Modèles de Swerling III	83
4.2.4.	Modèles de Swerling IV	83

4.3. Principes de la détection adaptative CFAR	84
4.3.1. Détection du signal radar	84
4.3.2. Détection CFAR	88
4.4. Quelques techniques de détection CFAR	90
4.4.1. Détecteur CA–CFAR (Cell Averaging–CFAR)	91
4.4.2. Détecteurs GO–CFAR et SO–CFAR	92
4.4.3. Détecteur OS–CFAR (Order Statistics–CFAR)	93
4.4.4. Détecteur CMLD–CFAR (Censored Mean Level Detector–CFAR)	93
4.4.5. Détecteur intelligent VI–CFAR (Variability Index–CFAR)	94
4.5. Analyse de la détection CFAR en environnements marins	97
4.5.1. Performances de la détection CA–CFAR (étude de cas)	98
4.5.2. Analyse et comparaison de quelques détecteurs CFAR	103
4.6. Conclusion	112
Conclusion Générale et Perspectives	113
Annexe A – Moments de la distribution–K en présence du bruit thermique	117
A.1. Expression génératrice des moments de la distribution– K en présence du bruit thermique	117
A.2. Moments d'ordre un, deux, et trois de la distribution– K en présence du bruit thermique	118
A.3. Expression génératrice des moments, lorsqu'une intégration de N impulsions est assumée	119
Annexe B – Paramètres Optimaux des Réseaux de Neurones Flous (FNN)	120
Annexe C – Estimation empirique de la densité de probabilité par la méthode des histogrammes	121
Annexe D – Organigramme de la nouvelle méthode d'estimation basée sur l'algorithme de N–M	123
Annexe E – Multiplicateur de seuil pour les détecteurs CA, CA (A), CA (B), OS, CMLD, SO, et GO ...	124
Bibliographie	125

Acronymes



Organismes:

OREGON	Partie de la flotte de la compagnie générale Transatlantique
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
ITU	International Telecommunication Union

Acronymes généraux:

RADAR	RAdio Detection And Ranging
RDF	Radio Direction and Finding
TFA	Taux de Fausse Alarme
CFAR / TFAC	Constant False Alarm Rate / Taux de Fausse Alarme Constant
AGC	Automatic Gain Control
CUT	Cell Under Test / Cellule Sous Test
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
GO-CFAR	Greatest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
SO-CFAR	Smallest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
OS-CFAR	Order Statistics CFAR
AOS-CFAR	Adaptive Order Statistic CFAR
SE-CFAR	Selection Estimation CFAR
TM-CFAR	Trimmed Mean CFAR
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
VI-CFAR	Variability Index CFAR
SAR	Synthetic Aperture Radar
PRF	Pulse Repetition Frequency
RF	Radio Frequency / Radio Fréquence
PR	Pulse Radars
CWR	Continuous Wave Radars
HF	High Frequency
VHF	Very High Frequency
UHF	Ultra High Frequency
COHO	Coherent Oscillator
FI	Fréquence Intermédiaire
STALO	Stable Local Oscillator
DAP	Démodulateur amplitude-phase

CAN	Convertisseur Analogique Numérique
MTI	Moving Target Indicator
RCS	Radar Cross Section
MDS	Minimum Discernable Signal
SNR	Signal-to-Noise Ratio
OTH	Over-the-horizon radars
RPM	Revolutions Per Minute
TOT	Time On Target
HPS	Hits Per Scan
N-P	Test de Neyman-Pearson
SCR / RSC	Signal-to-Clutter Ratio / Rapport Signal-sur-Clutter
SNR / RSB	Signal-to-Noise Ratio / Rapport Signal-sur-Bruit
CNR / RCB	Clutter-to-Noise Ratio / Rapport Clutter-sur-Bruit
ICR / RIC	Interferences-to-Clutter Ratio / Rapport Interférentes-sur-Clutter
iid	Indépendant et identiquement distribué
MC	Monte Carlo Simulation
v.a.	Variable aléatoire
P_D	Probabilité de détection
P_{FA}	Probabilité de fausse alarme
VI	Variability Index / Indice de variabilité
INT	Number of interferences in the reference cells / Nombre des Interférentes dans les cellules de référence
PDF / FDP	Probability Density Function / Fonction de Densité de Probabilité
CDF / FDC	Cumulative Distribution Function / Fonction de Distribution Cumulative
erf	Error Function
ANN	Artificial Neuronal Networks / Réseaux de Neurones Artificiels
FNN	Fuzzy Neuronal Networks / Réseaux de Neurones Flous
MISO	Multi Input/Single Output (Multi Entrées/Unique Sortie)
MIMO	Multi Input/ Multi Output (Multi Entrées/Multi Sorties)
BPA	Back Propagation Algorithm
GA / AG	Genetic Algorithms / Algorithmes génétiques
MSE	Mean Square Error / Erreur Quadratique Moyenne
FLP	Fuzzy Logic Processor
N-M	Nelder-Mead Algorithm / Algorithme de Nelder-Mead
std	Standard Deviation

Symboles et Notations

λ	Longueur d'onde de radar
λ_w	Longueur d'onde des vagues de mer
R_B	Distance entre l'antenne réceptrice et l'antenne émettrice
c	Vitesse de la lumière
$s_r(t)$	Signal réfléchi
$s_e(t)$	Signal émis
P_p	Puissance de pointe de l'impulsion transmise
P_m	Puissance moyenne
T_R	Période inter-impulsions
τ	Largeur ou durée d'impulsion
τ_r	Temps de retard (Time delay)
R	Portée de la cible
R_{\max}	Portée maximale du radar
Δd	Résolution en distance du radar
F_d	Fréquence Doppler
F_r	Fréquence de réception
F_e	Fréquence d'émission
F_i	Fréquence Intermédiaire
F_l	Fréquence du signal fourni par l'oscillateur local (STALO : Stable Local Oscillator)
t_0	Instant d'émission
t	Instant de réception
v_r	Vitesse radiale de la cible vers le radar
$I(t)$	Composante en phase du signal reçu
$Q(t)$	Composante en quadrature de phase du signal reçu
P_r	Puissance de l'écho reçu
L_t	Pertes totales en transmission
L_r	Pertes totales en réception
D	Distance radar-cible
G	Gain de l'antenne
S	Surface équivalente de l'antenne
σ_r	Surface équivalente radar (RCS : Radar Cross Section)

E_i	Amplitudes du champ électromagnétique incident
E_r	Amplitudes du champ électromagnétique réfléchi
P_{\min}	Puissance minimale
K°	Constante de Boltzmann
T°	Température due au bruit du système
B	Bande passante du bruit au niveau du récepteur
\bar{S}	Rapport signal sur bruit (<i>SNR</i>) moyen correspondant à une impulsion à la sortie du détecteur
D_{\max}	Portée maximale du radar
F_R	Fréquence de répétition des impulsions
P_R	Période de répétition des impulsions
Ω	Vitesse de rotation de l'antenne
<i>TOT</i>	Temps d'exposition d'un objet dans la direction du faisceau maximal (Time On Target)
φ	Angle de l'ouverture angulaire en azimut
<i>HPS</i>	Nombre d'impulsions (Hits Per Scan, HPS)
H_0	Hypothèse nulle de test de détection caractérisant une cible absente (bruit seul)
H_1	Hypothèse alternative de test de détection caractérisant une cible présente (cible + bruit)
$s_0(t)$	Signal reçu sous l'hypothèse nulle H_0
$s_1(t)$	Signal reçu sous l'hypothèse alternative H_1
$s(t)$	Signal utile de la cible
$n(t)$	Bruit additif
$c(t)$	Bruit du clutter
Z	Espace d'observation
Z_0	Sous-espace d'observation pour lequel le récepteur prend une décision sur l'hypothèse nulle H_0
Z_1	Sous-espace d'observation pour lequel le récepteur prend une décision sur l'hypothèse alternative H_1
D_i	Décider l'hypothèse H_i (avec $i = 0,1$)
Y	Variable aléatoire
y	Valeur particulière de la variable aléatoire Y
$P_{Y H_i}(y H_i)$	Densité de probabilité de y sachant H_i (avec $i = 0,1$)
$P_X(x)$ ou $p(x)$	Densité de probabilité de la variable aléatoire X
$P(X,Y)$	Probabilité conjointe de X et Y
P_D	Probabilité de détection (Probability of Detection)
P_M	Probabilité de non-détection (Probability of Miss)
P_{FA}	Probabilité de fausse alarme (Probability of False Alarm)
P_i	Probabilité <i>a priori</i> pour que chaque hypothèse H_i se réalise (avec $i = 0,1$)
C_{ij}	Coût de décider H_i quand H_j est vraie
\mathfrak{R}	Risque moyen de décision (coût moyen)

$\Lambda(Y)$	Rapport de vraisemblance (Likelihood ratio)
$\ln \Lambda(Y)$	Rapport de vraisemblance logarithmique
th	Seuil adaptatif de détection
γ	Seuil de détection dérivé du critère de Bayes
η	Seuil de détection logarithmique dérivé du critère de Bayes ($\eta = \ln \gamma$)
η_0	Seuil de détection dérivé du critère de minimax
λ_L	Multiplicateur de Lagrange
α_0	Valeur désirée à laquelle la probabilité de fausse alarme est fixée
ϕ_r	Angle rasant (angle d'incidence)
\mathbb{R}	Ensemble des nombres réels
$N(m, \sigma^2)$	Loi Normale réelle uni-variée (moyenne m , variance σ^2)
E_p	Composante en phase de l'amplitude du champ électromagnétique retourné (rétrodiffusé)
E_Q	Composante en quadrature de l'amplitude du champ électromagnétique retourné (rétrodiffusé)
μ	Puissance moyenne du bruit, ou du clutter ou de clutter plus bruit
x	Intensité du signal (ou du champ électromagnétique) réfléchi par la surface de la mer
m_n	Moments d'ordre n de l'intensité du clutter
\hat{m}_n	Moments statistiques estimés d'ordre n de l'intensité du clutter
m_g	Moyenne géométrique de l'intensité du clutter
\hat{m}_g	Moyenne géométrique estimée de l'intensité du clutter
$E[x]$	Moyenne de la variable aléatoire X (ou Espérance mathématique)
$\text{Var}[x]$	Variance de la variable aléatoire X
$F(x)$ ou $P(x)$	Fonction de distribution cumulative (CDF)
erf	Fonction erreur (error function)
β	Paramètre de forme de la distribution weibull
a	Paramètre d'échelle de la distribution weibull
$\Gamma(x)$	Fonction Gamma de x
$\Gamma(x, y)$	Fonction gamma incomplète de x et y
ν	Paramètre de forme de la distribution- K
$\hat{\nu}$	Valeur estimée du paramètre de forme de la distribution- K
ν_{eff}	Valeur effective estimée du paramètre de forme de la distribution- K (considérant un bruit absent)
b	Paramètre d'échelle de la distribution- K
\hat{b}	Valeur estimée du paramètre d'échelle de la distribution- K
$\hat{\mu}$	Valeur estimée de la puissance moyenne du clutter
\hat{CNR}	Valeur estimée du rapport clutter-sur-bruit, CNR
M	Nombre des échantillons reçus du clutter K -distribuée (taille d'observation)
N	Nombre des impulsions intégrées

K_ν	Fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre ν
α	Seuil de détection normalisé au niveau moyen du clutter μ , ($\alpha = th / \mu$)
z	Signal résultant après une intégration non-cohérente impulsion-par-impulsion
MSE	Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error)
p_i	Poids correspondant à la couche (i) du réseau de neurone artificiel (ANN)
S_i	Fonction non-linéaire sigmoïde d'activation correspondante à la couche cachée (i)
e_i	Entrées des estimateurs multicouche ANN et FNN ($i = 1, 2, \dots, n$)
A_{ij}	Sous-ensembles flous, associés à chaque entrée e_i
$\mu_{A_{ij}}$	Fonction triangulaire symétrique caractérisant un réseau de neurone flou FNN
$c_{A_{ij}}$	Centre des sous-ensembles flous
$l_{A_{ij}}$	Extension gauche (left spread)
$r_{A_{ij}}$	Extension droite (right spread)
y_{AND}	Sorties des nœuds dans la couche "AND" du FNN
n_1	Nombre de nœuds dans la couche "AND" du FNN
n_2	Nombre de nœuds dans la couche "OR" du FNN
$y_{OR,j}$	Sortie du $j^{ème}$ neurone "OR" du FNN , $j = 1, \dots, n_2$
p_{ij}	Poids associé au nœud i de la couche "AND" et au nœud j de la couche "OR"
w_j	Poids numériques correspondants aux points milieu des ensembles flous triangulaires $j = 1, \dots, n_2$
n	Nombre de réalisations (tests ou trials) indépendantes d'une v.a de M échantillons
θ	Vecteur des variables à optimisées ou à estimées
\mathbb{R}^n	Espace des variables ou espace de recherche (" n " ici étant la dimension de l'espace de recherche)
Δ	Nelder-Mead Simplexe
Δ_k	Simplexe associé à la $k^{ème}$ itération
θ_{in}	Point d'entrée (point initial, $\theta_{in} \in \mathbb{R}^n$)
s_j	Taille d'un seul pas dans un algorithme de N-M (stepsize)
u_j	Vecteur unitaire dans \mathbb{R}^n dans la $j^{ème}$ direction
ρ	Coefficient de réflexion définissant une méthode complète de Nelder-Mead
χ	Coefficient d'expansion définissant une méthode complète de Nelder-Mead
γ	Coefficient de contraction définissant une méthode complète de Nelder-Mead
ζ	Coefficient de rétrécissement définissant une méthode complète de Nelder-Mead
θ_l	Point ou sommet du simplexe de Nelder-Mead
f_l	Fonction coût (objectif) en θ_l
θ_r	Point de réflexion
θ_e	Point d'expansion

θ_c	Point de contraction externe
θ_{cc}	Point de contraction interne
$\bar{\theta}$	Barycentre de tous les sommets hormis le plus mauvais point.
w_j	n sommets résultants lors d'une opération de rétrécissement d'un algorithme de N-M, $j = 2, \dots, n + 1$
r	Résiduel
r_i	Résiduel donné au $i^{\text{ème}}$ point de données
$\hat{\theta}(\hat{v}, \hat{b}, \hat{\sigma})$	Sommet d'un simplexe opérationnel dans l'espace tridimensionnel
std	Écart type (standard deviation)
q	Amplitude de l'enveloppe du signal caractérisant une cible fluctuante
σ_i^2	Variance de la cible
ω_c	Fréquence angulaire de la porteuse
A^2	Puissance du signal de la cible
T	Facteur multiplicatif d'un détecteur CFAR
Q	Test statistique issu d'un détecteur CFAR
Q_{CA}	Test statistique issu d'un détecteur CA-CFAR
$A(x_i)$	Somme arithmétique des cellules précédant la cellule sous test (de la demi-fenêtre A)
$B(x_i)$	Somme arithmétique des cellules succédant la cellule sous test (de la demi-fenêtre B)
x_i	Échantillons de la fenêtre de référence, $i = 1, 2, \dots, M$
x_k	$k^{\text{ème}}$ échantillon classé
Q_{GO}	Test statistique issu d'un détecteur GO-CFAR
Q_{SO}	Test statistique issu d'un détecteur SO-CFAR
Q_{OS}	Test statistique issu d'un détecteur OS-CFAR
Q_{CMLD}	Test statistique issu d'un détecteur CMLD-CFAR
Q_{VI}	Test statistique issu d'un détecteur VI-CFAR
C	Facteur multiplicatif d'un détecteur VI-CFAR
VI	Indice de variabilité (variability index)
VI^*	Indice de variabilité simplifié
K_{VI}	Seuil associé au VI utilisé pour discriminer la nature d'environnement (homogène ou non-homogène)
MR	Rapport de la moyenne de la demi-fenêtre A sur celle de la demi-fenêtre B
K_{MR}	Seuil associé au MR utilisé pour décider si les moyennes, dans A et B , sont identiques ou différentes
α_0^{VI}	Probabilité d'erreur pour que l'environnement homogène soit classé comme variable
β_0^{MR}	Probabilité d'erreur pour que les moyennes, des fenêtres A et B , sont classées comme différentes
INT	Nombre de cibles interférentes dans les cellules de références d'un détecteur CFAR
$\delta(x)$	Distribution de Dirac ($\delta(x-a) = 1$ si $x = a$, 0 sinon)
$w(\cdot)$	Fonction poids
\aleph	Fonction noyau

Table des figures

Fig. 1.1	Concept de base du système radar	15
Fig. 1.2	Paramètres caractérisant une cible	15
Fig. 1.3	Problème typique de détection des cibles	16
Fig. 1.4	Chronogramme d'émission d'une impulsion radar	18
Fig. 1.5	Synoptique d'un radar monostatique à impulsions	20
Fig. 1.6	Source des deux hypothèses binaires	26
Fig. 1.7	Régions de décision	26
Fig. 1.8	Probabilité des erreurs de détection; fausse alarme et non-détection	27
Fig. 1.9	Définition des quantités pour un test binaire	28
Fig. 2.1	Distribution log-normal pour $m=0$, et différentes valeurs de σ	39
Fig. 2.2	Distribution de Weibull pour $a=1$, et différentes valeurs de β	41
Fig. 2.3	Distribution- K pour différentes valeurs de ν	43
Fig. 2.4	Modèle composé de diffusion	44
Fig. 2.5	Schéma fonctionnel d'un détecteur quadratique utilisant une intégration non-cohérente	47
Fig. 3.1	Comparaison de la CDF du clutter-plus-bruit (ligne continue, $\nu=0.1$, $CNR=0dB$), avec les différents estimateurs de la distribution- K . La méthode proposée dans [7] (ligne discontinue, $\hat{\nu} \approx 0.4$). Méthode d'ajustement non-paramétrique (ligne semi-continue, $\hat{\nu} \approx 0.27$)	54
Fig. 3.2	Estimateur du paramètre de forme de la distribution- K en présence du bruit thermique basé sur le <i>ANN MISO</i>	57
Fig. 3.3	Estimateur du paramètre de forme de la distribution- K en présence du bruit thermique basé sur le <i>FNN MISO</i>	59
Fig. 3.4	Estimateur des paramètres de forme et d'échelle de la distribution- K en présence du bruit thermique basé sur le <i>FNN MIMO</i>	60
Fig. 3.5	Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (<i>ANN</i> : ligne discontinue et <i>FNN MISO</i> : ligne semi continue) à la valeur désirée de ν (ligne continue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0dB$	62
Fig. 3.6	Erreur quadratique moyenne (<i>MSE</i>) des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (<i>ANN</i> : ligne continue, <i>FNN MISO</i> : ligne discontinue, et <i>FNN MIMO</i> : ligne semi continue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0dB$	62
Fig. 3.7	Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (<i>FNN MISO</i> : ligne discontinue et <i>FNN MIMO</i> : ligne semi continue) à la valeur désirée de b (ligne continue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0dB$	62
Fig. 3.8	Erreur quadratique moyenne (<i>MSE</i>) des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (<i>FNN MISO</i> : ligne continue, <i>FNN MIMO</i> : ligne discontinue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0dB$	62
Fig. 3.9	Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (<i>ANN</i> : ligne discontinue et <i>FNN MISO</i> : ligne semi-continue) à la valeur désirée de ν (ligne continue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0dB$	63

Fig. 3.10	Erreur quadratique moyenne (<i>MSE</i>) des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (<i>ANN</i> : ligne continue, <i>FNN MISO</i> : ligne discontinue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.	62
Fig. 3.11	Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (<i>FNN MISO</i> : ligne discontinue et <i>FNN MIMO</i> : ligne semi continue) à la valeur désirée de b (ligne continue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$	63
Fig. 3.12	Erreur quadratique moyenne (<i>MSE</i>) des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (<i>FNN MISO</i> : ligne continue, <i>FNN MIMO</i> : ligne discontinue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$	63
Fig. 3.13	Exemple d'ajustement de courbe aux données réelles dans un espace bidimensionnel	65
Fig. 3.14	Minima locaux et minimum global d'une fonction à une seule variable	67
Fig. 3.15	Nelder–Mead simplexe dans l'espace bidimensionnel et tridimensionnel	68
Fig. 3.16	Opérations que le simplexe subit dans la méthode de Nelder–Mead. Le simplexe original est représenté par des traits discontinus, et (+) représente le barycentre des sommets hormis le plus mauvais	70
Fig. 3.17	Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $N=10$, et $M=1000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue)	76
Fig. 3.18	Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.1$, $CNR=10\text{dB}$, $N=10$, et $M=1000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue)	76
Fig. 3.19	Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.5$, $CNR=-5\text{dB}$, $N=10$, et $M=1000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue)	76
Fig. 3.20	Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$, $N=10$, et $M=10000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue)	76
Fig. 4.1	Conception du RCS	83
Fig. 4.2	Récepteur quadratique optimal des signaux avec une phase et amplitude aléatoires	85
Fig. 4.3	Effet du changement de la puissance du bruit sur la probabilité de fausse alarme P_{FA} pour un seuil de détection fixe avec $\alpha_0 = 10^{-6}$ et $\sigma_d^2 = 1$	86
Fig. 4.4	Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler)	86
Fig. 4.5	Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions	87
Fig. 4.6	Architecture générale de la détection adaptative CFAR	90
Fig. 4.7	Schéma fonctionnel des détecteurs CA–CFAR, GO–CFAR et SO–CFAR	92
Fig. 4.8	Schéma fonctionnel des détecteurs OS, et CMLD–CFAR	94
Fig. 4.9	Schéma fonctionnel du détecteur VI–CFAR	96
Fig. 4.10	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique ($CNR=0\text{dB}$) en fonction de paramètres de forme de la distribution– K	101
Fig. 4.11	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué en absence du bruit thermique ($CNR=100\text{dB}$) en fonction de paramètres de forme de la distribution– K	101
Fig. 4.12	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.1$) en fonction du rapport clutter–sur–bruit, CNR	102
Fig. 4.13	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué très pointu ($\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées.	102
Fig. 4.14	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué très pointu ($\nu=0.1$, $CNR=100\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées	102
Fig. 4.15	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées	102
Fig. 4.16	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.5$, $CNR=100\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées	103
Fig. 4.17	Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées	103

Fig. 4.18	Effet de changement du nombre de cellules de référence employées et la présence des cibles interférentes (INT) sur la probabilité de détection tracée en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR) pour le cas d'un détecteur CA-CFAR avec $\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$	103
Fig. 4.19	Effet de changement du nombre de cellules de référence employées et la présence des cibles interférentes (INT) sur la probabilité de détection tracée en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR) pour le cas d'un détecteur CA-CFAR avec $\nu=0.5$, $CNR=100\text{dB}$	103
Fig. 4.20	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène. Pour $\nu=0.1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	108
Fig. 4.21	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène. Pour $\nu=1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	108
Fig. 4.22	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène. Pour $\nu=5$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	108
Fig. 4.23	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1). Pour $\nu=0.1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0=9.2\times 10^{-2}$, $\beta_0=0.08$	108
Fig. 4.24	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1). Pour $\nu=1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	109
Fig. 4.25	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène. Pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	109
Fig. 4.26	Probabilité de détection de détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène (le réglage de multiplicateur scalaire α ne dépend pas du bruit thermique additif). Pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	109
Fig. 4.27	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène. Pour $\nu=1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	109
Fig. 4.28	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène (le réglage de multiplicateur scalaire ne dépend pas du bruit thermique additif). Pour $\nu=1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	110
Fig. 4.29	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1). Pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	110
Fig. 4.30	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1). (Le réglage de multiplicateur scalaire ne dépend pas du bruit thermique additif). Pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=2.2\times 10^{-1}$, $\beta_0=0.08$	110
Fig. 4.31	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence de deux cibles interférentes, l'une dans la demi-fenêtre (A), et l'autre dans la demi-fenêtre (B) (INT=2). Pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	110
Fig. 4.32	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1). Pour $\nu=1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	111
Fig. 4.33	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence de deux cibles interférentes, l'une dans la demi-fenêtre (A), et l'autre dans la demi-fenêtre (B) (INT=2). Pour $\nu=1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	111
Fig. 4.34	Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence de deux cibles interférentes, l'une dans la demi-fenêtre (A), et l'autre dans la demi-fenêtre (B) (INT=2). (Le réglage de multiplicateur scalaire ne dépend pas du bruit thermique additif). Pour $\nu=1$, $CNR=0\text{dB}$, $\alpha_0=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0=0.08$	111
Fig. C.1	Fig. C.1 – Estimation de la PDF des données K-distribuées par la méthode des histogrammes, assumant une intégration non-cohérente de 10 impulsions ($N=10$)	122
Fig. D.1	Organigramme de la nouvelle méthode d'estimation basée sur l'algorithme multidimensionnel de Nelder-Mead	123

Liste des tableaux

Tab. 1.1	Diverses applications du système radar	14
Tab. 1.2	Bandes de fréquence de radar	17
Tab. 1.3	Caractéristiques et applications des bandes de radar les plus utilisées	24
Tab. 2.1	Paramètres affectant les statistiques du clutter de mer	35
Tab. 3.1	Paramètres estimés de la distribution- K en présence du bruit thermique avec la nouvelle technique	76
Tab. 3.2	Moyenne statistique et écart type (std) des trois paramètres estimés de la distribution- K pour $M=1000$, et $N=10$	78
Tab. 3.3	Moyenne statistique et écart type (std) des trois paramètres estimés de la distribution- K pour $M=10000$, et $N=10$	78
Tab. 4.1	Modèles statistiques de Swerling caractérisant une cible	84
Tab. 4.2	Génération du seuil adaptatif du détecteur VI-CFAR	97
Tab. 4.3	Facteur multiplicatif « T » pour le détecteur CA-CFAR en fonction de ν , M (nombre de cellules) et CNR ..	98
Tab. B.1	Paramètres optimaux du FNN $MISO$ trouvé après l'entraînement de l'estimateur des FNN via AG	120
Tab. B.2	Paramètres optimaux du FNN $MIMO$ trouvé après l'entraînement de l'estimateur des FNN via AG	120
Tab. E.1	Facteur multiplicatif « T » de seuil pour les détecteurs CA, CA(A),CA (B), OS, CMLD, SO, et GO-CFAR	124

Introduction Générale

A. INTRODUCTION

Le radar est l'une des structures technologiques organisées les plus évoluées connues à ce jour. La compréhension de sa structure et ses incroyables fonctionnalités qu'elle engendre est devenue l'un des axes de recherche les plus attirant de la science moderne. Le terme radar est universellement adopté pour désigner un matériel électronique répondant à certaines exigences, et devenu de plus en plus très nécessaire dans notre vie quotidienne. Durant les conflits mondiaux; le radar a joué évidemment un rôle très important et conclusif dans la plupart du temps. D'un point de vue militaire par exemple, il a modifié progressivement les stratégies de la guerre en supprimant presque complètement la surprise dans le déroulement des opérations. En effet, il permet également de détecter et de localiser les objets mobiles très distants (navires, avion, bateaux... etc.), de suivre leurs mouvement jour ou nuit, à travers les nuages, les brouillards, les fumées...etc. En réalité, le principe de base du radar est strictement simple d'un point de vue conceptuel, où il transmet les ondes électromagnétiques qui rencontrent les objets situés dans une direction donnée puis découvre la portion réfléchi de l'énergie transmise pour déterminer la distance et/ou la vitesse de ces objets. Les signaux reçus sont traités instantanément au niveau du radar à l'aide des calculateurs intelligents, capables de transformer les informations (sur le signal) pour les visualiser et les exploiter immédiatement. Le traitement et l'analyse des signaux radar sont devenus certainement un domaine de recherche en pleine expansion, par leurs applications très importantes dans des secteurs variés tels que la surveillance maritime et aérienne, la météorologie, la surveillance des ressources naturelles par télédétection, le contrôle routière, le guidage et la recherche des missiles ...etc.

Certes, le système radar idéal, c'est-à-dire le système complètement sophistiqué, est capable de traiter et d'interpréter les signaux radar, un peu à la manière humaine, et encore plus loin. De plus, les systèmes radars sont désormais capables de fournir des solutions à des problèmes variés et complexes dans plusieurs domaines et disciplines. Les systèmes de communication radar ne cessent effectivement de croître, où cette croissance est devenue aujourd'hui d'autant plus rapide qu'avant. Parallèlement, le développement des dispositifs de numérisation et de traitement permet d'interpréter et de comprendre mieux toutes les caractéristiques du signal radar. La fonction principale d'un radar est de détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit ambiant considéré comme processus aléatoire. Ce bruit

perturbe la qualité de détection et provient généralement de l'électronique du système radar lui-même (bruit thermique), modélisé à juste titre comme un bruit blanc Gaussien. Dans certains cas, le radar doit faire face souvent à l'environnement situé tout autour de l'objet à détecter, c'est le cas des radars de surveillance terrestres qui scrutent l'horizon de la mer, ou du sol et bien d'autres. Ceux-ci sont alors perturbés par des échos indésirables causés par des réflecteurs constitutifs de la mer, du sol ou encore de la sur-sol. Ces signaux parasites sont généralement assimilés au bruit aléatoire se superposant au bruit thermique, et constituent ce que l'on appelle « le clutter ou le fouillis ». Dans le cas où le clutter s'apparente également au bruit Gaussien, les détecteurs conventionnels, construits sur l'hypothèse Gaussienne peuvent être appliqués permettant un calcul précis.

B. ÉTAT DE L'ART

Avant de mettre en place l'état de l'art des grandes lignes de ce mémoire (c'est-à-dire, l'estimation et la détection en milieux marins), il est nécessaire de tirer l'attention vers le modèle théorique décrivant la nature aléatoire du clutter de mer, sur lequel on va établir cette étude. Evidemment, la connaissance de la description stochastique la plus incontestable de ce type de clutter est très importante avant d'installer n'importe quel algorithme de détection. De plus, il est très nécessaire de motiver (mathématiquement et physiquement) l'introduction de ce modèle dans tels environnements. En outre, cette description statistique devra servir à donner plus de détails sur les événements et les observations expérimentales qui peuvent se produire souvent d'une manière aléatoire, et voilà pour faciliter en conséquence le traitement et l'étude du signal radar, et servira ainsi à mieux comprendre la physique de la rétro diffusion des micro-ondes par la surface de la mer qui a été bien expliquée dans [1–5]. Plusieurs modèles mathématiques ont été déjà développés dans la littérature [1, 6, 7, 8], permettant de mieux représenter la réalité et de mieux décrire l'interaction de la surface de la mer avec les ondes électromagnétiques émises par le radar. La représentation gaussienne a été quasiment la seule au début des systèmes radars. En milieux marins, il a été déjà prouvé que, pour des radars à basses résolutions utilisant un angle d'incidence élevé (*high grazing angle*), le clutter de mer peut être modélisé simplement par la loi de Gauss [3, 9]. Cependant avec l'évolution technologique des radars, où leur résolution s'améliore de plus en plus; cette description gaussienne classique n'a jamais eu la capacité de décrire convenablement la nature stochastique du clutter de mer, et ses utilisations se limitent seulement donc dans quelques situations pratiques. Par conséquence, de nouvelles représentations stochastiques non-gaussiennes, capables de modéliser correctement à la fois le clutter de mer, ont été vu le jour, à savoir par exemple la distribution log-normal introduite par Trunk et George [10], qui peut être adoptée lorsqu'un radar à haute résolution, de polarisation horizontale, surveille la surface de la mer sous des petits angles d'incidence. La distribution weibull a été également adoptée dans plusieurs travaux de recherches [11–16], d'où sous certaines conditions, cette description a réussi partiellement de représenter mieux la distribution réelle du clutter de mer que

les modèles log-normal et Rayleigh (Gaussien). Aujourd'hui, l'utilisation de ces modèles devient fortement limitée, à cause du développement étonnant de la résolution radar de plus en plus, ce qui réduit leur capacité de couvrir parfaitement les variations du milieu marin connu par sa nature très changeante et variée. Alors, le besoin d'une description stochastique plus efficace et plus formelle devient évidemment une fatalité.

D'un point de vue pratique, la surface de la mer se compose clairement de petites et de grandes vagues, c'est-à-dire, que la mer présentant une irrégularité spatiale dans ses trains de vagues, ce qui justifie la complexité de ce milieu et sa nature très variée. Cette description physique de la surface composée de la mer, représente un point de départ essentiel pour mieux comprendre la nature aléatoire du clutter de mer, et voilà pour pouvoir chercher aisément de nouvelles techniques de traitement du signal capables de supprimer ces échos marins non-désirés. Dans le même sens, cette description nous incombe à chercher un modèle stochastique "composé", qui peut nous fournir une description statistique suffisamment acceptable, et capable d'expliquer convenablement et sans doute tous les événements produits dans tel milieu. Cette supposition du modèle composé a été déjà prouvé théoriquement et pratiquement, et le modèle de la surface composée devient certainement le plus réussi [1, 3]. En réalité, cette nouvelle description composée est basée sur un modèle physique fondamental qui traite le signal reçu comme une superposition des échos retours illuminés par le rayon du radar [17]. L'une des meilleurs descriptions composées est "le modèle composé de la distribution- K " qui a été déjà introduit dans [7, 18-24]. Les résultats de plusieurs travaux de recherche prouvent évidemment qu'un excellent accord avec l'amplitude ou l'intensité des données observées peut être réalisé en utilisant cette description composée qui peut servir à modéliser strictement le clutter de mer [1, 9, 22]. Pour cette raison, elle est devenue évidemment très populaire de nos jours.

Lorsque la statistique du clutter de mer est connue, ces paramètres doivent être calculés donc de manière optimale, ou tout du moins s'approchés de leurs valeurs théoriques, c'est ce qu'on l'appelle communément "problème d'estimation des paramètres". Et puisqu'on a adopté présentement dans ce travail le modèle composé de la distribution- K comme une description stochastique du clutter de mer, il est très nécessaire à noter que cette représentation statistique met en lumière de nouveaux problèmes théoriques tel que l'estimation des paramètres liés à elle. Des efforts considérables ont été entrepris ces dernières années pour chercher des méthodes (efficaces) d'estimation des paramètres de ce modèle en absence du bruit thermique [1, 25-28]. Cependant en présence de ce dernier, ces méthodes deviennent le plus souvent incapables de garantir une qualité d'estimation convaincante malgré leurs rapidités et simplicités à mettre en œuvre, d'où l'impossibilité de supporter l'addition du bruit thermique représente le mystère de leur échec. Quelques approches seulement ont été proposées pour surmonter partiellement ces inconvénients et résoudre ce problème en présence du bruit thermique. Watts [7], a déjà proposé une méthode d'estimation basée sur les moments de l'intensité d'ordre un, deux et trois.

D'un point de vue théorique, cette méthode semble juste et efficace. Cependant, elle ne représente réellement qu'une tentative échouée le plus souvent pour établir une estimation relativement acceptable. L'inconvénient majeur de cette méthode se réside dans la variabilité évidente des résultats trouvés, d'où on a besoin à un nombre suffisamment grand d'échantillons du clutter afin d'assurer une qualité d'estimation bien précise des statistiques d'ordre supérieur du clutter, et voilà pour réduire possiblement cette variabilité [29], ce qui ne peut être jamais le cas dans la pratique. Une autre approche a été également proposée dans [7], dont il a été montré qu'il est possible de simplifier l'analyse pour obtenir des résultats approximatifs, et au lieu d'estimer tous les paramètres de la distribution- K en présence du bruit, le problème peut être réduit pour estimer un seul paramètre (le paramètre de forme de la distribution- K). Autrement dit, la distribution du K -clutter-plus-bruit thermique peut être approximée par une autre distribution du clutter seulement (supposant un bruit absent) utilisant un nouveau paramètre effectif de forme, qu'on devra l'estimer. Cette méthode a vraiment réussie dans quelques situations pratiques. Cependant malgré ce succès, elle souffre dramatiquement souvent de quelques limitations, à cause du calcul approximatif qui engendre en conséquence des erreurs liés aux résultats approximatifs obtenus, ce qui affecte ensuite durement la qualité de la détection des cibles. Récemment, une autre approche plus pragmatique basée sur l'ajustement non paramétrique de la fonction de distribution cumulative réelle (*Nonparametric Fitting of The Real CDF*) a été également proposée dans [8, 29] pour estimer les paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique. Cependant, dans quelques situations pratiques, cette méthode ne représente qu'une alternative seulement, et le problème d'estimation n'est pas complètement résolu. De plus, elle est fermement complexe à mettre en œuvre, lente et assez coûteuse, ce qui nous a conduit à chercher d'autres méthodes plus pragmatique, assez complexes, simples à implémentées, et faciles à comprendre, permettant ainsi de traiter l'information, sur le clutter, plus efficacement et plus précisément par rapport aux méthodes classiques antérieures, et d'en retirer des données très importantes afin d'aider ensuite à la prise d'une décision pertinente sur l'algorithme CFAR qu'on devra adopté par la suite. En d'autres termes, il est fortement nécessaire d'avoir une méthode d'estimation plus générale et plus robuste, et voilà pour chercher l'algorithme CFAR (*Constant False Alarm Rate*) le plus puissant et le très polyvalent dans les environnements marins.

Quant au problème de la détection, différentes techniques ont été proposées dans la littérature pour résoudre le problème de la détection des cibles radar noyées dans un clutter [30–48]. Ces techniques ont principalement pour but de maintenir un taux de fausses alarmes constant tout au long du traitement, en adaptant automatiquement le calcul du seuil de détection en fonction de la variation locale de la puissance du clutter. Ces diverses techniques CFAR, issues d'un traitement non-cohérent sur les données radar, sont pour la plupart adaptatives. Particulièrement pour les milieux marins, il faut noter que ce problème devient de plus en plus très compliqué et le traitement du signal radar devient

difficile et assez pénible, puisque le clutter de mer est considéré comme étant un processus non-stationnaire dont les paramètres peuvent varier continuellement avec le temps selon l'état de la mer. Dans ce cas-ci, le détecteur idéal à seuil fixe ne peut avoir jamais la possibilité de contrôler efficacement les variations locales du clutter et ne présente alors aucune régulation de la probabilité de la fausse alarme, puisque le seuil doit être fixé une fois pour toute, ce qui peut provoquer un nombre excessif de fausses alarmes. Dans le but de maintenir un taux de fausses alarmes constant pendant le traitement non cohérent, plusieurs techniques du seuillage adaptatif CFAR ont été conçues. Finn et Johnson [30], ont proposé le détecteur CA-CFAR (*Cell Averaging CFAR*) le plus répandu en pratique. Le seuil de détection est calculé par blocs à partir de la moyenne des échantillons reçus localisés dans une fenêtre de référence constituée de quelques cellules de résolution entourant la cellule testée, dont la cible peut se localiser. La fenêtre est ainsi déplacée sur toutes les cellules, ce qui a pour but d'adapter le seuil de détection à la puissance locale du clutter. Il a été déjà montré également que pour un environnement gaussien homogène, le détecteur CA-CFAR est optimal, et lorsque la taille de la fenêtre augmente, les performances de ce dernier rapprochent celles du détecteur classique à seuil fixe de Neyman-Pearson qui est employé lorsque la puissance de clutter est connue. Une meilleure comparaison des deux approches (seuil fixe et seuil adaptatif) pour un environnement K -distribué a été déjà effectuée dans [23]. Dans le cas où cet environnement est corrélé, l'auteur montre que les fluctuations locales sont mieux appréhendées par un calcul adaptatif du seuil. Cependant, la présence d'un bord du clutter ou la présence d'une ou plusieurs cibles interférentes dans la fenêtre de référence perturbe sérieusement l'estimation du niveau local du clutter, ce qui provoque une dégradation tragique de performance de la probabilité de détection et celle de fausse alarme. De nombreuses variantes du détecteur CA-CFAR ont été également proposées. Les deux plus proches sont le GO-CFAR (*Greatest-Of-Selection Logic in Cell Averaging CFAR*) et le SO-CFAR (*Smallest-Of-Selection Logic in Cell Averaging CFAR*) [31,32], qui utilisent plusieurs fenêtres glissantes, pour déterminer non pas la moyenne des puissances, mais respectivement la plus grande et la plus petite des valeurs. Le détecteur GO-CFAR offre une meilleure performance dans le cas d'un bord du clutter, mais augmente la perte en détection relativement au détecteur CA-CFAR dans un environnement homogène. Une analyse plus détaillée des capacités de réglage de la fausse alarme dans le cas d'un détecteur GO-CFAR a été bien établie par Moore et Lawrence [33]. Weiss a montré identiquement [34], que si un ou bien plusieurs cibles interférentes sont présentes, les performances du détecteur GO-CFAR se dégradent brusquement. Il a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR qui a été proposé pour la première fois par Trunk [35], afin d'améliorer la résolution de détection des cibles étroitement espacées. Il offre de son côté une meilleure discrimination en présence de cibles multiples, alors que ses performances se dégradent également dans la présence d'un bord du clutter, d'où il provoque un nombre excessif de fausses alarmes par rapport au détecteur CA-CFAR.

Dans le but d'améliorer la probabilité de détection des détecteurs CA, GO et SO-CFAR, Barkat et Varshney [36] ont proposé l'utilisation des estimateurs multiples pour obtenir le seuil de détection. Une nouvelle classe des techniques de seuillage basée sur le classement des statistiques (les échantillons du clutter) a été apparue dans la littérature [37, 38]. Rohling a introduit le détecteur OS-CFAR (*Order-Statistic-CFAR*) [37], qui représente une procédure d'estimation de niveau du clutter basée sur le classement des statistiques pour maintenir un taux de fausse alarme constant, et voilà pour contourner les limitations du détecteur CA-CFAR et ses variantes dans les environnements non-homogène (présence d'un bord du clutter ou des cibles interférentes, ...etc). Le OS-CFAR sélectionne un seul échantillon, parmi les échantillons classés, comme un test statistique représentant le niveau de puissance du clutter estimé. La perte CFAR issue d'un tel détecteur, est minimisée lorsque la taille de fenêtre de référence augmente. Malgré, la robustesse du détecteur OS-CFAR dans les environnements non-homogènes par rapport aux CA, GO et SO-CFAR, sa performance présente malheureusement des fausses alarmes excessives durant les transitions du clutter. Il en existe une version adaptative, le AOS-CFAR (*Adaptive Order Statistic CFAR*), [38], qui fonctionne comme le OS-CFAR à un test supplémentaire d'hypothèses près, utilisé afin de déterminer la présence d'un bord du clutter dans les cellules de référence. De même, le SE-CFAR (*Selection-Estimation-CFAR*), présenté dans [39], est lui aussi adaptatif et présente de meilleures performances que le OS-CFAR aux transitions du clutter. Une autre technique proche du OS-CFAR est appelée TM-CFAR (*Trimmed-Mean-CFAR*, [40]). Les cellules sont ordonnées selon leurs puissances croissantes et un certain nombre (prédéfini à l'avance) des plus grandes valeurs est éliminé pour ensuite procéder comme un CA-CFAR. Cette procédure est robuste en situation multi-cibles et en environnement de clutter impulsionnel, très similairement à l'OS-CFAR. Rickard et Dillard [41], ont proposé le détecteur CMLD-CFAR (*Censored Mean Level Detector CFAR*), dans lequel les échantillons qui ont des valeurs importantes sont éliminés et l'estimation du niveau du clutter est obtenue à partir de la moyenne des échantillons restants. Ritcey [42] a étudié la performance du détecteur CMLD pour un nombre fixe des cibles interférentes de type Swerling II. La difficulté de trouver un algorithme de traitement qui s'adapte aux différents types d'environnement rencontrés souvent dans la pratique a conduit au développement des processeurs composés (hybrides).

Récemment, Smith et Varshney [43], ont proposé le détecteur VI-CFAR (*variability index CFAR*) qui est l'une des architectures intelligentes robustes à base d'un processeur composé. Le détecteur VI-CFAR utilise alors un algorithme d'estimation de puissance du clutter qui est principalement une combinaison des approches classiques CA, GO, et SO-CFAR. Ainsi, le détecteur VI-CFAR estime la puissance du clutter en calculant la moyenne arithmétique d'un groupe de cellules de référence entourant la cellule sous test. Cependant, ce détecteur sélectionne dynamiquement le groupe particulier de cellules de référence à utiliser à partir des choix suivants: les cellules de référence

précédant la cellule sous test (*leading half cells*), ou bien les cellules de référence succédant la cellule sous test (*lagging half cells*), ou toutes les cellules de référence en même temps. De cette manière, le VI-CFAR produit une infime perte CFAR dans un environnement homogène et fonctionne également d'une manière robuste dans les environnements non-homogènes, y compris les cibles multiples et les bords du clutter étendus. La technologie du détecteur VI-CFAR tire profit de l'excellente performance des détecteurs CA, GO, et SO-CFAR dans les environnements homogènes tout en surmontant leurs limitations dans les environnements non-homogènes [43].

De nombreux auteurs ont été intéressés au comportement de ces détecteurs CFAR en présence du clutter de mer K -distribué (non-gaussien), où des progrès incontestables ont été réalisés grâce à la mise en œuvre de quelques uns en absence du bruit thermique. La recherche d'une stratégie optimale de détection dans la présence du clutter de mer n'est pas encore initiée jusqu'aujourd'hui, supposant, bien sûr la présence du bruit thermique additif. Donc, il est ainsi possible de construire les détecteurs appropriés pour un clutter K -distribué prenant en considération le bruit thermique Gaussien qui s'ajoute à ces perturbations.

C. FORMULATION DU PROBLEME D'ESTIMATION ET DE DETECTION

Dans de nombreuses situations, la statistique du clutter de mer ne peut plus être modélisée simplement par une loi Gaussienne. Ce phénomène se produit, par exemple, pour des radars à forte résolution en distance. Dans ce cas, le signal reçu provenant de chaque cellule de résolution se compose d'un nombre très faible de composantes pour l'assimiler à une statistique Gaussienne. Ce phénomène se produit également dans des zones où la nature d'environnement est non-homogène, ce qui se traduit par une variation aléatoire spatiale de la puissance du clutter et qui nécessite de considérer le processus de clutter comme Gaussien composé. Une bonne description statistique de ce phénomène sera bien établie et expliquée lors du deuxième chapitre de ce mémoire. D'après la littérature, il a été déjà prouvée expérimentalement que le modèle composé de la distribution- K s'articule sur une interprétation physique et peut mieux décrire les caractéristiques spatiales et temporelles du clutter de mer, ce qui justifie le choix de cette description stochastique dans ce mémoire et dans d'autres travaux de recherche. Dans notre cas, l'hypothèse Gaussienne n'est plus validée et le caractère impulsionnel des signaux de clutter non-gaussien engendre une augmentation évidente du taux de fausses alarmes pour un seuil fixe, c'est-à-dire de fausses détections. Pour remédier à ce problème, le radar doit alors adapter son seuil de détection en dépit de changements de la puissance du clutter (pour avoir une stationnarité locale) et voilà pour réduire le niveau de fausses alarmes, et en conséquence pour améliorer les performances en détection. Le problème de la détection des cibles noyées dans un clutter a été abordé d'une manière vaste par plusieurs procédures dans beaucoup de travaux de recherche. Généralement, la difficulté tient au fait que le choix d'un

algorithme de détection dépendra fortement de la méthode d'estimation adoptée, de la richesse informationnelle sur le clutter que l'on veut traiter et bien sûr des procédés de détection que l'on veut mettre en œuvre. Le problème réside donc dans la difficulté d'obtenir une estimation précise et une détection robuste à la fois. Cependant, dans le cas du clutter de mer où le bruit thermique est présent, il n'existe pas dans la littérature une étude formelle applicable de manière universelle qui s'intéresse à ce problème dans telles conditions. C'est dans cette optique qu'on va essayer de chercher la méthode d'estimation la plus robuste, en faisant ensuite appel aux divers techniques de détection CFAR existantes, et puis on va tenter d'étudier le comportement de chacune dans un clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique, et voilà pour distinguer celle la plus adaptée au problème traité dans ce mémoire.

En effet, dans le cadre de cette étude, nous avons cherché à atteindre les objectifs suivants :

- Chercher la meilleure description statistique du clutter de mer, dans le cas où le bruit thermique n'est pas complètement ignoré, et voilà pour mieux caractériser l'environnement marins du radar, et afin d'élaborer une stratégie robuste de détection.
- Développer et mettre en œuvre de nouvelles méthodes d'estimations des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique.
- Analyser et comparer quelques architectures CFAR en particulier l'algorithme intelligent VI-CFAR, et étudier leurs efficacités dans les environnements homogènes et non-homogènes.

On ce qui concerne le premier point, notre choix du modèle statistique, du clutter de mer, s'est rapidement porté vers le modèle composé de la distribution- K , qui a réussi d'inclure avec succès l'addition du bruit thermique. Ce choix s'appuie vraiment sur une justification expérimentale et une interprétation physique comme mentionné précédemment. Le modèle composé de la distribution- K est un processus aléatoire interprété comme étant le produit de deux composantes aléatoires appelées «speckle» et «texture». Le speckle, dont le terme a été introduit par la communauté du SAR (*Synthetic Aperture Radar*), est représenté par un processus aléatoire exponentiellement distribué pour un détecteur quadratique. La texture, interprétée de son côté comme étant la variance du processus K -distribué, est une variable aléatoire positive gamma distribuée dont la densité caractérise spatialement les variations locales de la puissance du clutter. Certains travaux de recherche ont largement contribué à l'analyse du processus aléatoire K -distribué en présence du bruit thermique et à la mise en place de stratégies de détection optimales selon cette représentation stochastique [7,8]. Cependant, cette analyse a des limitations puisqu'elle fait l'hypothèse de la connaissance *a priori* de quelques paramètres de la distribution de K -clutter-plus-bruit thermique, ce qui ne peut être jamais le cas dans la pratique.

Le deuxième point représente l'essentiel de ce mémoire, d'où à travers l'étude des différentes procédures d'estimation classique, qui ont été déjà faites basées sur l'hypothèse de connaissance *a priori* de quelques paramètres, nous cherchons une solution acceptable au problème très compliqué

d'estimations dans le cas où tous les paramètres du modèle statistique du clutter de mer plus bruit thermique sont complètement inconnus. Deux nouvelles méthodes d'estimation de différentes stratégies ont été proposées dans ce mémoire (voir chapitre 3) pour calculer les paramètres inconnus de la distribution- K . L'une est employée dans le cas où le rapport clutter-sur-bruit (CNR) est connu *a priori*, en se basant sur la technique des réseaux de neurone artificiels (ANN) et les approches basées sur les réseaux de neurone flous (FNN). Dans le cas où il n'y a aucune information *a priori* sur le CNR (c-à-d, CNR inconnu), une deuxième méthode plus pragmatique a été également proposée dans ce mémoire basée sur l'ajustement paramétrique du modèle mathématique de la CDF du clutter K -distribué plus le bruit thermique, à la CDF expérimentale obtenues à partir de l'intensité des données réelles observées du clutter, en adoptant un algorithme multidimensionnel non-linéaire sans contrainte de minimisation basé sur la méthode de recherche directe de Nelder-Mead [49, 50]. Pratiquement, il a été déjà prouvé que cet algorithme manifeste une robustesse intéressante et une capacité évidente pour établir une comparaison directe entre les données expérimentalement mesurées, et un ensemble de courbes dérivées du modèle théorique décrivant la nature de ces données. Ce qui justifie notre choix de cet algorithme qui est intégré dans cette deuxième procédure pour satisfaire les besoins de l'étude. En fait, cette méthode a pour objectif de trouver le meilleur ajustement parmi ceux dérivées du modèle stochastique du clutter de mer (assumant la présence du bruit); tenant en compte tous les paramètres inconnus qui le caractérisent.

Par la suite, l'analyse et la comparaison des performances de quelques procédure de détection CFAR représentent un autre souci autant important qu'on doive le cerné et abordé dans ce mémoire, tout en changeant les éléments de simulations et les paramètres environnementaux liés au problème, et voilà pour pouvoir concevoir une idée juste sur le comportement de tels détecteurs dans les milieux marins.

D. ORGANISATION DU MEMOIRE

Dans ce mémoire, des nouvelles méthodes d'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique sont considérées, ainsi qu'une étude analytique et comparative des différentes techniques de détection CFAR sont exhaustivement discutés et comparées. Ce manuscrit est fondé essentiellement en quatre grands chapitres.

- Dans le premier chapitre, nous présentons brièvement un historique sur l'évolution du système de communication radar dès les premières expérimentations des ondes radio-électronique. Par la suite, nous étudions les principes fondamentaux, les applications, et les fonctions principales du radar, passant à la description générale de son principe de sondage. Ensuite, nous consacrons toute une partie à la présentation d'un bref rappel sur quelques notions de base de la théorie de décision.

- Le deuxième chapitre de ce mémoire est majoritairement bibliographique. En premier lieu, les différents modèles statistiques classiques du clutter de mer sont introduits. Puis, nous présentons avec un peu de détail les récentes descriptions stochastiques non-gaussiennes du clutter de mer à savoir le modèle composé de la distribution- K et les modèles reliés. Dans le contexte général de ce chapitre, nous établissons une synthèse théorique entre ces différentes descriptions, et voilà pour mettre le doigt sur la meilleure qui est la plus adaptée souvent à représenter convenablement la nature stochastique du clutter de mer, et ainsi capable d'inclure l'addition du bruit thermique.
- Le troisième chapitre est consacré à nos travaux et contributions sur l'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique. Il commence par un bref aperçu sur les différents estimateurs classiques proposés dans la littérature. Nous présentons par la suite une nouvelle méthode d'estimation, dans le cas où le CNR est connu *a priori*, basant sur les réseaux de neurone artificiels (ANN) et les approches basées sur les réseaux de neurone flous (FNN). Ensuite, nous validons cette approche avec une étude expérimentale en présentant une série de résultats de simulation. Puis, nous exposons également un inventaire bien détaillé sur la deuxième méthode non-linéaire proposée pour estimer tous les paramètres du clutter K -distribué en présence du bruit thermique d'une manière simultanée. Cette méthode repose sur un algorithme non-linéaire multidimensionnel sans contrainte de minimisation basé sur la méthode directe de recherche de Nelder-Mead. Nous validons la robustesse et l'efficacité de cette nouvelle approche dans le cas où tous les paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique sont entièrement inconnus.
- Lors du dernier chapitre, nous analysons la détection CFAR dans un environnement du clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique. En premier lieu, nous exposons d'une manière brève les différents modèles statistiques de Swerling caractérisant une cible fluctuante. Ensuite, nous présentons les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR. Et puis, nous établissons un court aperçu sur le comportement des différents algorithmes CFAR à savoir les détecteurs CA, OS, GO, SO, CMLD et VI-CFAR dans les environnements homogènes et non-homogènes. En fin, nous examinons et comparons les performances de ces différents détecteurs, dans un clutter de mer K -distribué assumant toujours la présence du bruit thermique, par une série de simulations en changeant à chaque fois l'état de l'environnement, et les conditions entourant le système radar.

Enfin des conclusions sont tirées et des perspectives sont ainsi esquissées.

Chapitre 1

Principes Fondamentaux du Radar et Théorie de la Décision



1.1. INTRODUCTION

Le radar est un instrument électromagnétique utilisé pour la détection et la localisation des cibles, telles que les avions, les bateaux, et les véhicules. Il transmet des ondes radio (énergie électromagnétique) vers la cible dans une direction donnée puis il détecte cette même onde réfléchiée pour déterminer la distance et/ou la vitesse des objets. Le mot “*RADAR*” lui-même est un néologisme provenant de l’acronyme anglais : *RADIO Detection And Ranging*, que l’on peut traduire en français par « détection et estimation de la distance par ondes radio » ou plus simplement « radiopérage ». Cet acronyme d’origine américaine a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé “*RDF*” (*Radio Direction and Finding*). Tous les premiers radars utilisent des ondes radio, mais aujourd’hui quelques radars modernes sont basés sur les ondes optiques qui utilisent les lasers. Dès le début des systèmes radar, des travaux expérimentaux prouvent que les ondes radio peuvent être réfléchies lorsqu’elles rencontrent des objets physiques. Cette caractéristique fondamentale permet d’accomplir des fonctions principales du système de communication radar telles que la sensation des ondes réfléchies et la détermination de l’existence ou l’absence des cibles. De plus, le radar est équipé communément par un émetteur qui envoie des ondes radio, qui sont réfléchies par la cible et détectées ensuite par un récepteur, souvent situé au même site que l’émetteur. La position de la cible est estimée grâce au temps de retour du signal, tandis que la vitesse est mesurée à partir du changement de fréquence du signal par effet Doppler, c’est ce qu’on appelle la localisation et la poursuite des cibles. Au cours de ce chapitre, on va discuter brièvement les principes fondamentaux du système radar pour pouvoir entamer clairement les problèmes traités dans ce mémoire à savoir le problème d’estimation et l’analyse de performance de la détection CFAR dans les environnements marins.

1.2. HISTORIQUE

Les ondes radio ont été découvertes en théorie avant l’expérimentale. En 1865, le physicien écossais J. C. Maxwell, a affirmé dans sa théorie électromagnétique de la lumière qu’il existait une certaine forme de radiations invisibles. Cette théorie fut confirmée environ 25 années plus tard. Les

ondes électromagnétiques sont composées de rayons gammas, de rayons X, de la lumière visible et des ondes radioélectriques. La première expérimentation de ce que nous appelons de nos jours les ondes radiophoniques fut réalisée en 1879 par l'ingénieur américain D. E. Hughes. Il construisit un émetteur-récepteur radio rudimentaire avec lequel il émit des signaux sans fil d'un bout à l'autre d'une grande rue de Londres. Hughes ne réalisa cependant pas l'ampleur de sa découverte et il ne publia ses travaux que 20 ans plus tard. Les premières transmissions de radio se firent vers 1887, par l'Allemand H. Hertz qui édifia un oscillateur capable de produire des ondes radio, ainsi qu'un récepteur pouvant détecter leur présence à une certaine distance. Pour ses découvertes, Hertz est reconnu comme l'inventeur des ondes radioélectriques ou ondes hertziennes. L'anglais O. Lodge mit quant à lui au point un récepteur plus précis que l'émetteur à bobine de Hertz. Cet appareil comportait un «cohéreur» (ou radioconducteur : inventé par le Français É. Branly). En 1894, Lodge parvint à actionner un circuit électrique à une distance de 137 m au moyen de sa radio.

Au début de vingtième siècle, Telsa aux états unis et Hülsmeier en Allemagne ont proposé pour la première fois la détection des cibles par l'utilisation des ondes radio. Hülsmeier a démontré de son côté la possibilité de détecter la présence des bateaux dans un brouillard très dense à l'aide d'un radar basé sur la propagation des ondes électromagnétiques, En 1904, Hülsmeier dépose un brevet sur un «*détecteur d'obstacles à ondes radios continues*» pour éviter les collisions en navigation. En 1917, Tesla a établi les principes théoriques du radar (fréquences et niveaux de puissance). Dans les années 1920, plusieurs expériences de détection avec des antennes ont été effectuées pour résoudre des problèmes liés à la longueur d'onde et à la puissance. Quelques années plus tard, en 1934, le scientifique français Pierre David a utilisé avec succès le radar à impulsions pour la première fois pour détecter les avions. Suite à une étude systématique, des essais sur des systèmes de détection avec des ondes courtes ont été menés en France (16 à 80 cm de longueur d'onde) selon les principes de Tesla. C'est ainsi la naissance des radars à ondes décimétriques. Après une année (en 1935), Maurice Ponte et Henri Gutton, pendant les épreuves effectuées au sein de *l'Oregon* (une partie de la flotte de la compagnie générale Transatlantique) ont détecté des icebergs en utilisant des ondes avec une longueur d'onde (λ) de 16 centimètres. En 1936, le professeur Allemand Kunhold a réussi de son côté de détecter des avions.

De manière primordiale, on peut constater que le radar était quasiment prêt dans sa forme actuelle à l'aube de la seconde guerre mondiale. Pendant cette guerre, le radar a devenu une technique idéale pour détecter l'ennemi. Dès 1940, le RAF britannique, mené par Watson Watt, a développé un réseau dense des radars terrestres. Cependant à l'époque, le radar manquait l'expérience opérationnelle au combat qui a poussé les ingénieurs à trouver de nombreuses améliorations techniques. Ainsi, les radars aéroportés ont été développés pour donner la possibilité à l'arme aérienne de procéder aux bombardements et à la chasse de nuit. Lors de l'utilisation du radar de manière opérationnelle, les

opérateurs ont constaté la présence d'artéfacts. Par exemple, les opérateurs des radars micro-ondes des armées alliées remarquèrent du bruit dans les images. Ces bruits s'avèrent être des échos venant de précipitations (pluie, neige, ...etc.), ce qui a mené au développement significatif des radars météorologiques après la fin des combats. Depuis cette guerre, les radars sont utilisés dans de nombreux domaines allant de la météorologie à l'astrométrie en passant par le contrôle routier, aérien et maritime.

Le radar est utilisé pour la première fois dans le domaine maritime sur un vaisseau de guerre en 1937. Deux ans plus tard, en 1939, une amélioration considérable des performances du système radar naval a été réalisée. En 1944, le radar naval a été apparu sur les bateaux commerciaux et après la deuxième guerre mondiale, l'utilisation du radar marin civil a commencé. Progressivement, il a été raffiné pour satisfaire les besoins de navigation pour éviter la collision dans le temps de paix. Tandis que, les radars marins civils d'aujourd'hui peuvent, dans la taille, la forme et la polyvalence, différer nettement à leurs ancêtres des années 40. Cependant, les données de base qu'ils offrent, à savoir la portée de la cible, sa position, et son orientation, sont déterminées en exploitant les mêmes principes fondamentaux des premiers radars. La compréhension de tels principes représente le point de départ essentiel dans n'importe quelle étude de radar marin. D'une manière générale, les grandes étapes d'évolutions technologiques des radars après la deuxième guerre mondiale sont :

- Compression d'impulsion au début des années 60.
- Radar Doppler à impulsion à la fin des années 60.
- Radars numériques dans les années 70.
- Les premières images radar de la terre ont été obtenues en 1978 à l'aide d'un radar à ouverture synthétique (SAR), monté sur le satellite américain *Seasat*.
- Radar à moyenne PRF (*medium PRF radar*) à la fin des années 70 et au début des années 80.
- Radar programmable à plusieurs modes de fonctionnement au milieu des années 80.
- Radar aéroporté à antenne de balayage électronique dans les années 90.

Récemment, le système radar est devenu très sophistiqué quoique des recherches dans ce domaine restent toujours en évolution.

1.3. APPLICATIONS ET FONCTIONS DU RADAR

Le radar a été largement utilisé, ou proposé pour l'usage, dans plusieurs domaines d'applications, dans les systèmes militaires et civils. En ce qui concerne son utilisation pratique, les fonctions que le radar doit accomplir et ses nouvelles techniques croissent presque jour après jour. Le radar est un instrument essentiel notamment à la sécurité de la navigation maritime et aérienne dans les mauvaises circonstances. Dans le contexte militaire constamment en alerte, il aide les forces armées dans leur tâche de détection des cibles; il est utilisé également dans le domaine maritime pour détecter la

présence de navires ennemis et sur terre pour renseigner sur les mouvements des forces adverses. En météorologie, il sert à estimer les changements atmosphériques (la vitesse du vent, le spectre des gouttes de pluie, ...etc.). Il est même utilisé par la police de la route dans sa chasse à l'excès de vitesse. En outre, les principales fonctions du radar incluent la recherche; la détection des cibles; la mesure de position de cible et la poursuite; et la mesure des caractéristiques de cible ...etc. Communément, les applications radar les plus spectaculaires aujourd'hui sont d'ordre militaire ou spatial. Le tableau 1.1 énumère certaines applications divisées en deux grandes catégories principales.

Table 1.1 – Diverses applications du système radar

Catégories	Applications
Civil	Surveillance routière Surveillance superficielle Contrôle aérien Contrôle de trafic terrestre Détection et prévision météorologique Recherche et sauvetage Ground mapping Surveillance maritime et océanique Astronomie Reconnaissance des objets Surveillance et poursuite satellitaire Navigation Contrôle de trafic (mesure de vitesse)
Militaire	Défense aérienne et maritime Guidage, et recherche des missiles Détection des personnes Collecte de données d'intelligence Détection, identification, et localisation de cible Guidage et contrôle des armes

1.4. CONCEPT ET CONFIGURATIONS DU SYSTEME RADAR

Le concept de base du radar est que l'énergie électromagnétique (Radio-fréquence RF) est produite par l'émetteur (transmetteur), rayonnée par l'antenne de transmission, réfléchi par la cible, collectée par l'antenne de réception, et puis détectée au niveau du récepteur du système radar. Ceci est illustré dans la Fig. 1.1. Dans la plupart des cas, l'émetteur et le récepteur du radar partagent une électronique et une antenne commune ($R_B=0$, Fig. 1.1). On parle alors de radar monostatique. Dans cette configuration, le partage de l'électronique et de l'antenne permet de réduire l'encombrement et les coûts de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, ce qui explique pourquoi la majorité des radars sont mono statiques. En contrepartie, seul le signal rétrodiffusé par la cible est reçu par le radar. D'autre part, dans un contexte militaire, l'émetteur peut être détecté par l'ennemi et détruit. Mais rien n'empêche cependant de considérer un système radar où l'émetteur et le récepteur sont séparés; on parle alors de radar bistatique ($R_B \neq 0$, Fig. 1.1), ou même de configuration multistatique, si l'on a un émetteur et plusieurs récepteurs distincts.

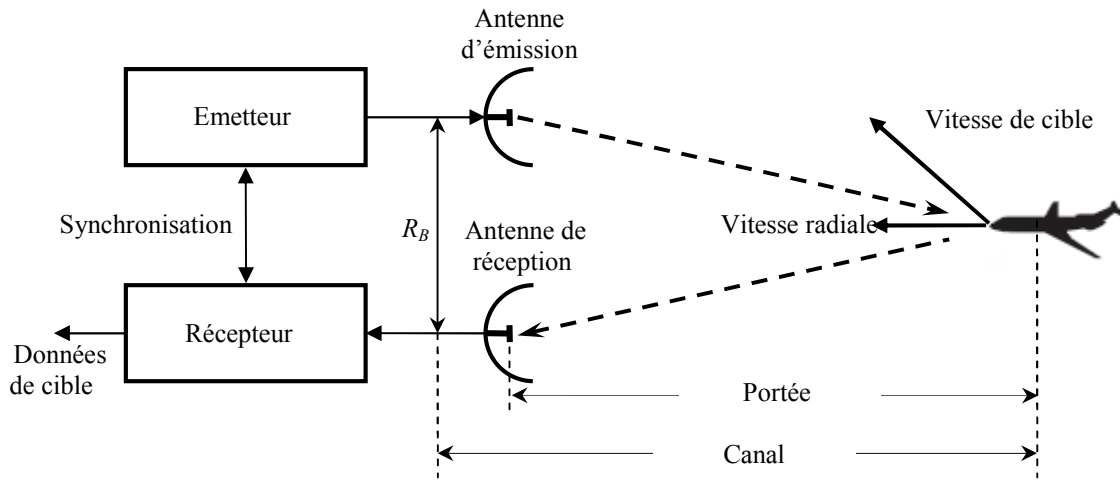


Fig. 1.1 – Concept de base du système radar

Dans une configuration bistatique, le récepteur est distinct de l'émetteur et il est totalement passif, donc moins facilement détectable par un ennemi potentiel. En plus, la possibilité de positionner l'émetteur et le récepteur à volonté permet d'explorer d'autres configurations de réflexion permettant d'augmenter le volume d'informations disponibles sur la cible. En effet, l'utilisation d'une configuration bistatique demande une bonne synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, et l'utilisation d'une géométrie d'acquisition moins triviale. Enfin, il faut noter que le radar monostatique est largement utilisé et ses performances sont souvent supérieures mais pas toujours par rapport aux radars bistatiques.

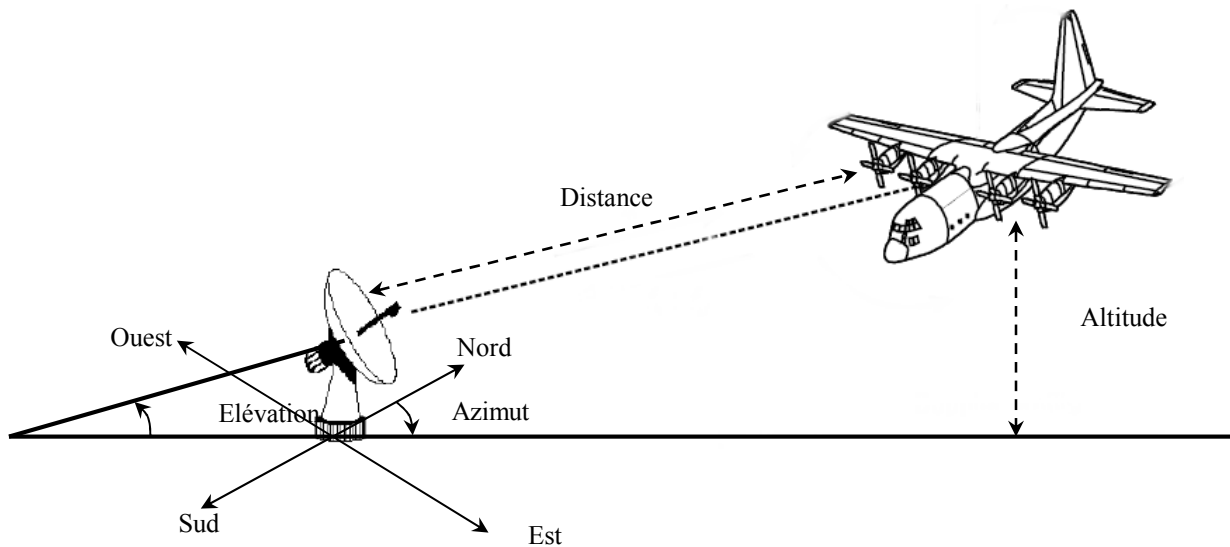


Fig. 1.2 – Paramètres caractérisant une cible

Pratiquement, le fonctionnement de tout système radar comme montré dans la Fig. 1.2 est basé sur les théories et les propriétés des ondes radioélectriques, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière, soit environ $c = 3 \times 10^8 \text{ m/s}$. Un émetteur diffuse au moyen d'une antenne un faisceau d'ondes électromagnétiques concentrées dans une direction souhaitée. Lorsque ces ondes rencontrent un objet, une partie d'énergie se réfléchit formant ce qu'on appelle communément un écho radar. Cet

écho renvoyé vers le radar est capté par l'antenne qui joue alors le rôle du récepteur. Le signal réfléchi est amplifié est discrétisé afin de permettre leur traitement et il est transformé en signal lumineux visualisable sur un écran. Une cible est dite parfaitement localisée si sa distance et sa direction (azimut et élévation) sont déterminées.

1.5. DESCRIPTION GENERALE DU PRINCIPE DE SONDAGE RADAR

Un radar émet de puissantes ondes, produites par un oscillateur radar et transmises par une antenne (voir Fig. 1.3). Bien que l'énergie des ondes émises soit élevée, l'amplitude du signal renvoyé est souvent très faible. Néanmoins, les signaux radio sont facilement détectables électroniquement et ils peuvent être amplifiés via plusieurs étages.

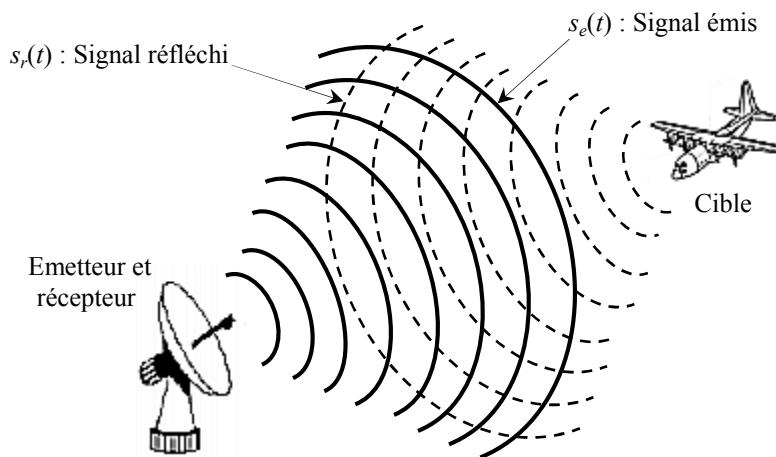


Fig. 1.3 – Problème typique de détection des cibles

Après l'analyse de l'écho réfléchi, il est possible de localiser et identifier l'objet responsable de la réflexion, ainsi qu'on peut calculer sa vitesse de déplacement. En plus, le radar peut détecter des objets très distants ayant une large gamme de propriétés réfléchies, alors que les autres types de signaux, tels que le son ou la lumière, revenant des objets, seraient trop faibles pour être détectés de ses distances. Les ondes radio peuvent se propager avec une faible atténuation à travers l'air et les divers obstacles, tels les nuages, le brouillard ou la fumée, qui absorbent rapidement un signal lumineux. Cela rend possible la détection et le pistage dans les conditions qui paralysent les autres technologies.

1.6. CLASSIFICATIONS DU RADAR

Les radars peuvent être arrangés en plusieurs classes, à savoir les radars terrestres, aéroportés, et les radars navals ou marins. Ils peuvent également être classés dans de nombreuses catégories basées sur les caractéristiques spécifiques du radar lui-même, telles que la bande de fréquence, le type d'antenne, et les formes d'ondes utilisées. Une autre classification se fonde sur l'application et/ou la fonctionnalité du radar (voir Tableau 1.1). Ceci inclut: la météo, l'acquisition et la recherche, la poursuite (*tracking, et track-while-scan*)...etc.

De point de vue de leurs fonctionnements, en fonction du signal émis, les radars peuvent en gros se classer selon les formes d'onde qu'ils emploient, ou selon leur fréquence d'opération, en deux catégories. La première inclue les radars à impulsions (*Pulse Radars*), où le radar émet une impulsion et attend le retour; et la deuxième inclue les radars à ondes continues (*Continuous Wave Radars*), où le radar émet continuellement l'énergie électromagnétique à partir d'une antenne et reçoit à l'aide d'une seconde antenne séparée de la première. Les radars à ondes continues non modulées peuvent mesurer précisément la vitesse radiale (effet Doppler) et la position angulaire de la cible, sans pouvoir de la localiser. Ils peuvent être également utilisés pour la poursuite et le guidage des missiles. Cependant, les informations sur la portée de la cible ne peuvent pas être extraites sans utiliser un certain type de modulation. Pratiquement, les radars à impulsions sont les plus répandus; ils permettent à découvrir l'existence ou non d'une cible et de la localiser avec une grande précision. Généralement, les radars à impulsions utilisent un train d'impulsions (principalement en utilisant la modulation), et par conséquence, ils peuvent être classés, selon la fréquence de répétition d'impulsion (*Pulse Repetition Frequency, PRF*), en radars à basse PRF, à moyenne PRF, et à haute PRF. Les radars à basse PRF sont essentiellement utilisés pour mesurer la distance (la portée) des cibles, d'où sa vitesse (effet Doppler) n'est pas considérée. Les radars à haute PRF sont utilisés notamment pour mesurer la vitesse des cibles.

Table 1.2 – Bandes de fréquence de radar

Nom de la bande	Gamme de fréquences	Bandes assignées par l'ITU
HF	3–30 MHz	
VHF	30–300 MHz	138–144 MHz 216–228 MHz
UHF	300–1000 MHz	420–450 MHz 890–942 MHz
L	1–2 GHz	1.215–1.4 GHz
S	2–4 GHz	2.3–2.5 GHz 2.7–3.7 GHz
C	4–8 GHz	5.250–5.925 GHz
X	8–12 GHz	8.5 – 10.68 GHz
Ku	12–18 GHz	13.4–14 GHz 15.7–17.7 GHz
K	18–27 GHz	24.05–24.25 GHz
Ka	27–40 GHz	33.4–36 GHz
V	40–75 GHz	59–64 GHz
W	75–110 GHz	76–81 GHz 92–100 GHz
Ondes millimétriques	110–300 GHz	126–142 GHz 144–149 GHz 231–235 GHz 238–248 GHz

Source: *IEEE Standard for Letter Designations for Radar-Frequency Bands*, New York: The Institute of Electrical and Electronic Engineers, Inc., January 8, 2003.

Le tableau 1.2, montre une classification des systèmes radar basée sur la bande de fréquences utilisées. En effet, pour garder secret le développement de ce système, les militaires ont décidé de

donner à ces gammes de noms de code qui sont demeurés en usage pour plusieurs années. Ils ont été adoptés aux États-Unis par « *The Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)* » et internationalement par « *The International Telecommunication Union (ITU)* ». Cependant, certains utilisateurs de bandes radios, comme les télédiffuseurs et l'industrie des contre-mesures militaires, ont remplacé les vocables traditionnels par leur propre identification.

1.7. PARAMETRES CARACTERISTIQUES D'UNE IMPULSION RF

Dans le paragraphe précédent, nous avons discuté brièvement la classification des radars selon la fréquence d'opération et la forme d'onde utilisée. Et pour un bon fonctionnement du radar à impulsions qui est le plus répandu et le plus utilisé dans la pratique, il y a un certain nombre de paramètres qu'on doit choisir caractérisant l'onde radiofréquence RF émise. La Fig. 1.4 représente un chronogramme d'émission d'une impulsion radar, d'où les paramètres caractérisant cette impulsion sont bien montrés sur la même figure [51].

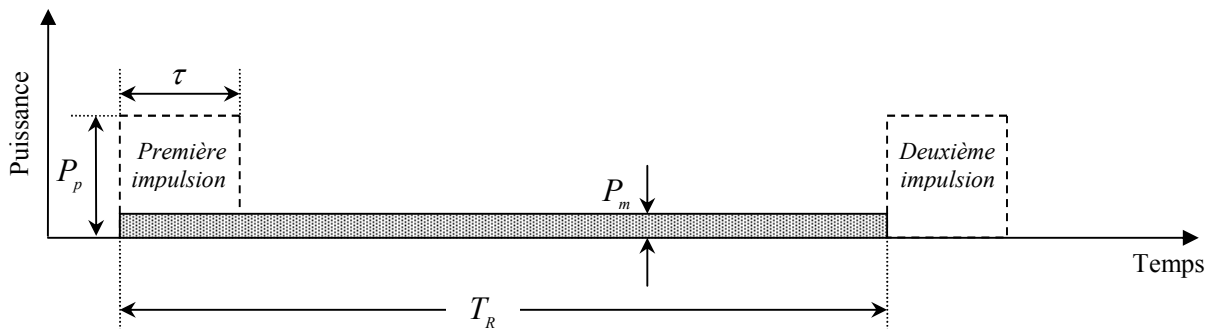


Fig. 1.4 – Chronogramme d'émission d'une impulsion radar

où P_p est la puissance de pointe de l'impulsion transmise, P_m est la puissance moyenne, T_R est la période inter-impulsions, et τ est la largeur ou la durée de l'impulsion.

(i) **Mesure de la portée du radar:** la portée (ou la distance) est calculée à partir du temps de transit (aller et retour) d'une brève impulsion radioélectrique émise et de sa vitesse de propagation c . D'une autre façon, lorsque l'impulsion est émise, l'horloge du radar déclenche le comptage et le temps écoulé, pour qu'une onde électromagnétique percute l'objet et revienne, appelé temps de retard τ_r (*time delay*). La portée de la cible est donnée alors par

$$R = c\tau_r/2 \quad (1.1)$$

où c est la vitesse de la lumière. Et par la suite, la portée maximale du radar est définie comme suit

$$R_{\max} = cT_R/2 \quad (1.2)$$

Un objet situé à la limite de la portée maximale ne reçoit qu'une petite partie de l'énergie transmise et ne reflète donc qu'une infime partie de cette énergie dans toutes les directions. La résolution en distance du radar est donnée par

$$\Delta d = c\tau/2 \quad (1.3)$$

(ii) Mesure des angles azimut (gisement) et élévation (site): La précision de la mesure de ces angles dépend de la directivité de l'antenne. Pour une fréquence émise donnée (ou une longueur d'onde définie), la directivité d'une antenne est donnée en fonction de ces dimensions propres. L'azimut vrai, d'une cible détectée par un radar, est défini par l'angle entre la direction du nord vrai et celle de la ligne directe antenne–cible. Cet angle se mesure dans le plan horizontal, dans le sens des aiguilles d'une montre, et à partir du nord vrai (voir Fig. 1.2).

(iii) Mesure de la hauteur: La hauteur ou parfois appelée altitude d'un objet est calculée en multipliant la distance oblique de cet objet par le sinus de son angle d'élévation (voir Fig. 1.2).

(iv) Mesure de la vitesse (Effet Doppler) : L'onde électromagnétique du radar subit un changement de fréquence lors de son interaction avec la cible, dû essentiellement au déplacement de celle-ci. Ce changement est proportionnel à la vitesse radiale projetée (voir Fig. 1.1). Ainsi, la meilleure façon de déterminer cette vitesse est d'utiliser la fréquence Doppler, F_d , qui est la différence entre la fréquence de réception, F_r , et la fréquence d'émission, F_e . Cette caractéristique est alors utilisée pour séparer un écho mobile de vitesse bien déterminée et autres échos notamment le clutter. Par conséquent, la fréquence Doppler est donnée par

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

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

$$v_r = \lambda F_d / 2 \quad (1.5)$$

où $v_r \ll c$, et la longueur d'onde, λ , est donnée par

$$\lambda = c / F_e \quad (1.6)$$

Noter que, pour des objets fixes, la fréquence Doppler est nulle ($F_d = 0$). D'une manière générale, la fréquence de l'écho reçu d'un objet se rapprochant ou s'éloignant du radar est donnée par

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

1.8. TECHNOLOGIE DU RADAR DOPPLER A IMPULSIONS

La Fig. 1.5 montre un schéma synoptique simplifié pour le fonctionnement d'un radar monostatique à impulsions. La cohérence est assurée par l'oscillateur COHO (*coherent oscillator*). Celui-ci délivre un signal FI (Fréquence Intermédiaire) de fréquence, F_i , habituellement comprise entre 30 et 100 MHz, utilisé comme signal de référence. Un oscillateur local STALO (*Stable Local Oscillator*) fournit, quant à lui un signal RF de fréquence, F_l , (généralement supérieure à 1GHz). Les blocs fondamentaux indiqués dans la Fig. 1.5 avec leur interconnexion effectuent les fonctions suivantes [52, 53]:

(i) Mélangeur émission : Le signal FI est ajouté au signal RF, à l'aide du mélangeur émission pour donner un signal de fréquence $F_e = F_i + F_l$. Dans l'optique d'une bonne réception du signal, les deux

oscillateurs doivent être stables, c'est-à-dire $F_i(t) = F_i(t_0)$ et $F_r(t) = F_r(t_0), \forall t$ et t_0 , où t_0 et t désignent les instants à l'émission et à la réception, respectivement. La particularité de ce radar est de pouvoir transmettre un signal cohérent c'est-à-dire en phase avec le signal de référence.

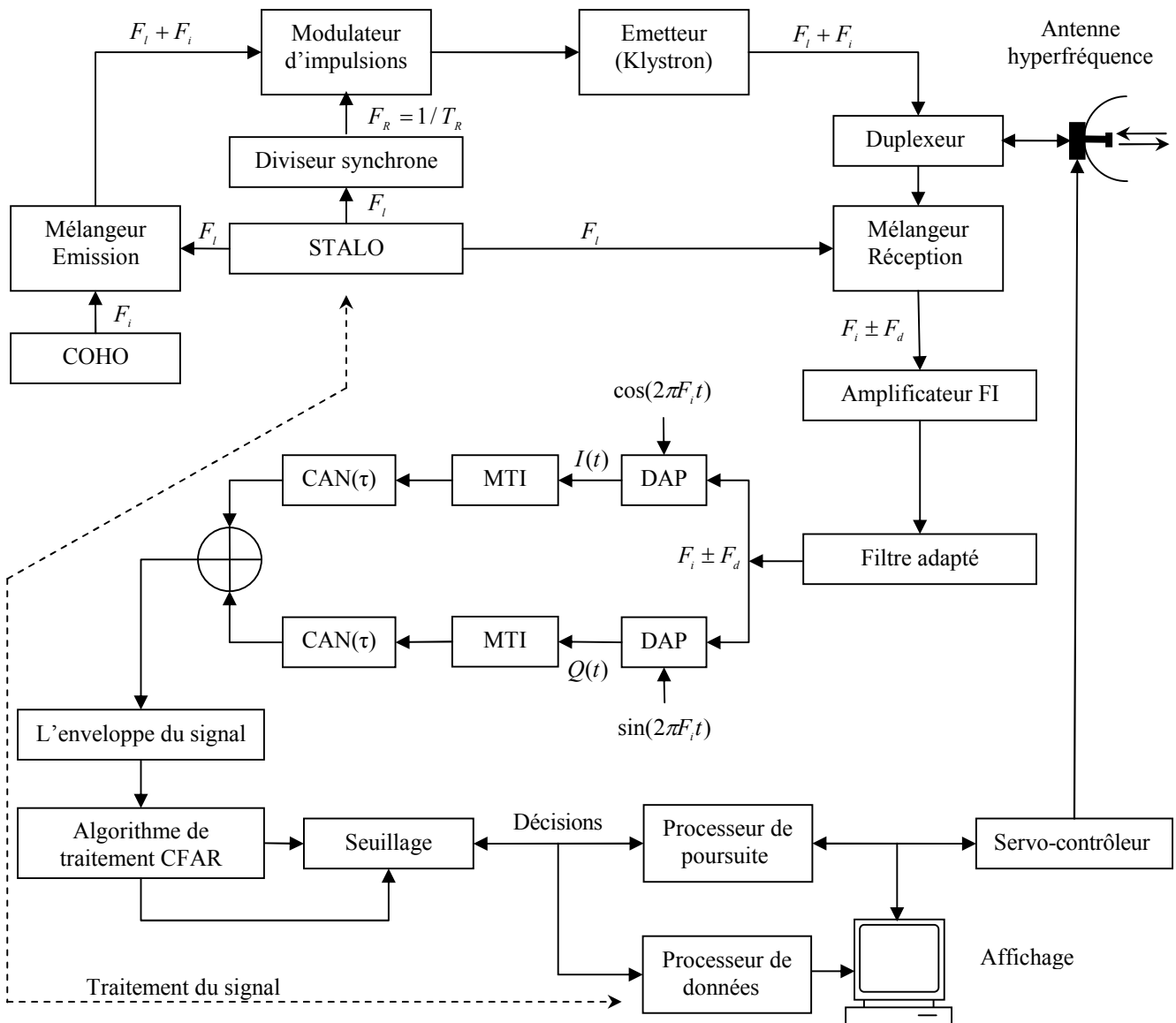


Fig. 1.5 – Synoptique d'un radar monostatique à impulsions

(ii) Synchronisateur : La synchronisation est assurée par un signal d'horloge fourni par le diviseur synchrone, dont la PRF est un sous multiple exact de la fréquence F_i . Ce signal est découpé périodiquement en impulsions de durée, τ , par le modulateur d'impulsions. L'opérateur peut varier le rythme et la durée des impulsions, en fonction de la zone à couvrir.

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

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

(v) **Antenne:** L'antenne radar est dessinée de façon à concentrer l'énergie électromagnétique des pulsations émise en un faisceau horizontal étroit vers la cible avec le minimum de perte. Cette antenne est munie d'un moteur à vitesse constante d'environ 15 à 30 tour/min et balaie l'horizon continuellement sur 360°. L'antenne est sollicitée tant en émission qu'en réception. Ces deux fonctions peuvent être cependant séparées entre deux antennes dans le cas de radars multistatiques.

(v) **Duplexeur:** Le duplexeur est un commutateur électronique qui dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission ou les signaux réfléchis de retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception lorsqu'on utilise un radar mono statique. Il permet donc d'employer la même antenne pour les deux fonctions. Il est primordial qu'il soit bien synchronisé, puisque la puissance du signal émis est de l'ordre du Mega-watt ce qui est trop important pour le récepteur qui, lui, traite des signaux d'une puissance de l'ordre de quelques Nano-watts. Dans le cas où l'impulsion émise serait dirigée vers le récepteur, celui-ci serait instantanément détruit.

(vi) **Traitement du signal :** La réduction du bruit est une considération importante dans la conception du récepteur radar. Un filtre adapté est généralement installé près de l'antenne pour filtrer et amplifier les signaux. Pour exploiter l'effet Doppler, il faut démoduler le signal de fréquence, $F_i \pm F_d$, afin de retrouver les deux composantes, en phase et en quadrature de phase, $I(t)$ et $Q(t)$ respectivement. Cette opération est réalisée à l'aide d'un démodulateur amplitude-phase (DAP). En effet, le DAP donne un signal de sortie proportionnel à la différence de phases des deux signaux présents à l'entrée, en l'occurrence le signal reçu et le signal émis. Par conséquent, les signaux $I(t)$ et $Q(t)$ apparaissent comme des signaux modulant en amplitude l'écho reçu [3]. Le traitement MTI (*Moving Target Indicator*) est l'une des techniques les plus anciennes employées pour la séparation des échos de la cible et le clutter ou les cibles interférentes (c'est-à-dire, la suppression de clutter). Le signal vidéo à la sortie du détecteur d'enveloppe ou quadratique est échantillonné en vue des traitements numériques ultérieurs. Les opérations de traitement peuvent utiliser des techniques telles que la compression d'impulsions, la suppression du clutter, les processeurs CFAR, ..., etc.

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

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

(x) **Affichage:** Il représente la partie utile du radar, celle sur laquelle se fait la navigation et la détection des obstacles. La sortie est généralement traduite par la visualisation des informations de l'écho de la cible sous une forme plus adaptée à l'interprétation de l'opérateur. La représentation d'un objet sur

l'écran s'appelle un spot et on peut interfacer un lecteur de cartes électroniques, un pilote automatique, et tout autre instrument de navigation à un radar.

1. 9. EQUATION DU RADAR EN ESPACE LIBRE

L'équation du radar traduit l'influence de phénomènes physiques sur la puissance rayonnée, la propagation de l'onde, et jusqu'à la réception du signal réfléchi. L'équation du radar permet de réaliser une estimation des performances d'un système radar. La relation qui lie la distance radar-cible, D , aux paramètres caractéristiques du radar est dite : « *équation du radar* ». Celle-ci prend différentes formes qui dépendent chacune du milieu dans lequel s'effectue la détection. Les quatre types d'environnements les plus connus dans la détection radar sont le bruit thermique dû souvent au récepteur dont la puissance est quasi-constante (effet de l'agitation électronique dans les conducteurs du récepteur) ou variable (bruit capté par l'antenne), le clutter de surface (mer, terre, nuage, arbres, etc.), le clutter de volume (précipitations, insectes, ..., etc.) et les interférences (avions, ..., etc.).

Dans ce qui suit, nous donnons uniquement l'équation radar dans le cas du bruit thermique qui est connue sous le nom de l'équation radar en espace libre. Elle détermine la relation mathématique qui permet d'écrire la puissance de l'écho reçu, P_r , issu d'une impulsion en fonction de la puissance de pointe de l'impulsion transmise, P_p , tel que [52, 53]:

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

où L_t et L_r représentent les pertes totales en transmission et en réception, $G = 4\pi S / \lambda^2$ représente le gain de l'antenne, supposé le même en transmission et en réception, S est la surface équivalente de l'antenne et λ est la longueur d'onde du signal RF émis. D'autre part, $\sigma_r = \lim_{D \rightarrow \infty} 4\pi D^2 |E_r / E_i|$, est définie comme étant la surface équivalente radar (*RCS : Radar Cross Section*). E_i et E_r sont les amplitudes respectives du champ électromagnétique incident et réfléchi. Le *RCS* varie avec la fréquence et son calcul exact n'est possible que pour des cas simples. Sinon, il existe des formules empiriques qui le calculent.

Pour le problème de la détection d'une cible de type *MDS (Minimum Discernable Signal)*, c'est-à-dire un objet pour lequel l'écho reçu a une puissance minimale telle que $P_r = P_{\min} = K^\circ T^\circ B \bar{S}$, la portée maximale s'écrit alors en utilisant (1.8):

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

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

1.10. CHOIX DES PARAMETRES CARACTERISTIQUES D'UN RADAR

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

(i) Choix de la durée τ de l'impulsion RF : La durée ou la largeur de l'impulsion caractérise les performances du radar à travers, sa portée maximale et sa discrimination en distance appelée aussi résolution en distance. Des valeurs typiques de, τ , sont comprises entre 0.1 et 1 μ s. Il a été montré qu'une impulsion très brève (τ petit), permet la détection d'objets très proches les uns des autres. La puissance moyenne de l'impulsion émise est définie par [52]:

$$P_m = P_p \left(\tau / T_R \right) \quad (1.10)$$

Nous pouvons remarquer, selon (1.10), que l'énergie émise à chaque impulsion est égale à $P_p \tau = P_m T_R$. D'autre part, si nous considérons le cas où T_R et P_p sont constantes, alors le fait d'augmenter τ accroît P_m et par conséquent la portée maximale donnée par l'équation (1.9). Le rapport, τ / T_R , est appelé facteur de charge (*duty cycle*). Il est de l'ordre de 1/1000^{ème}. Une impulsion, brève et étroite, augmente le pouvoir de discrimination en distance du radar entre deux objets ayant le même azimut. En effet, un train d'impulsions RF voyageant à la vitesse c , occupe un espace égale à τc . Par conséquent, les échos de deux objets situés à une portée inférieure à $c \tau / 2$ ne peuvent pas être discriminés.

(ii) Choix de la fréquence de répétition des impulsions $F_R = 1 / T_R$: Comme nous l'avons déjà stipulé précédemment, un bon choix de la période de répétition des impulsions, T_R (ou la fréquence de répétition des impulsions, F_R), nous évitera l'effet du deuxième retour d'écho, tout en maintenant un bon débit de données (*data rate*). De plus, partant de l'équation (1.10) de la puissance moyenne P_m , il y a toujours un compromis à faire entre le choix de F_R et celui de P_p et τ pour pouvoir réaliser une portée maximale adéquate. Pour que la portée du rayonnement du radar soit lisible, il a été prouvé empiriquement que, $F_R = 150000 / D_{max}$ [52].

(iii) Choix de la longueur d'onde λ : Le choix de la longueur d'onde émise affecte beaucoup de paramètres tels que la portée maximale, les dimensions de l'antenne, les diverses réflexions d'ondes électromagnétiques, leur atténuation atmosphérique et leur super réfraction (pour permettre la détection d'objets se trouvant derrière l'horizon géométrique du radar) et la surface équivalente radar σ_r . Les radars fonctionnent dans les bandes réparties depuis les ondes métriques jusqu'aux ondes millimétriques pour certains radars à très haute résolution. Cependant, les bandes les plus fréquemment employées sont les bandes L et S pour les radars au sol et X pour les équipements aéroportés et marins. Les caractéristiques, ainsi que les applications de chaque bande de fréquence utilisée dans la détection radar sont récapitulées dans le Tableau 1.3 suivant.

Table 1.3 – Caractéristiques et applications des bandes de radar les plus utilisées

Bandes de fréquences	Longueur d'onde	Caractéristiques	Applications
HF	10–100 m	– HF: High frequency. – Réfléchi outre de l'ionosphère.	Radars côtiers et radars au-delà de l'horizon OTH (Over-the-horizon radars).
P	0.75–1.5 m	– P : précédent.	Radars primitifs de recherche.
VHF	0.9–6 m	– VHF: Very high frequency. – Antennes très grandes. – L'ionosphère distord la propagation.	Radars de recherche à très longue portée et ceux à pénétration de sol.
UHF	0.3–1 m	– UHF: Ultra high frequency. – Grandes antennes.	Radars de recherche à très longue portée (ex. détection de missiles balistiques), pénétration de sol et de feuillage.
L	15–30 cm	– L : long. – Grandes antennes.	Radars de recherche de longue portée pour le contrôle aérien et la surveillance aérienne.
S	7.5–15 cm	– S : short (court). – Antennes de taille modérée. – Précision raisonnable de mesure.	Radars d'approche, radars de trafic aérien local, et radars météorologiques et navals.
C	3.75–7.5 cm	– C : compromis entre les bandes S et X. – Antennes de taille modérée. – Précision raisonnable de mesure.	Radars d'approche, radars de poursuite, transpondeurs satellitaires et radars météorologiques
X	2.5–3.75 cm	– Petites antennes. – Précision de mesure.	Radars de poursuite, radars météorologiques, autodirecteurs de missiles, radars de navigation, radars à résolution moyenne de cartographie et surveillance au sol des aéroports
Ku	1.67–2.5 cm	– Fréquence juste sous K (indice «u» pour <i>under</i> en anglais). – Très absorbée par la vapeur d'eau, la pluie et l'atmosphère. – Très petites antennes. – Bonne précision de mesure.	Radars de cartographie à haute résolution, altimétrie satellitaire et radars de courte portée
K	1.11–1.67 cm	– K: de l'Allemand <i>kurz</i> (court). – Très absorbées par la vapeur d'eau, la pluie et l'atmosphère. – Très petites antennes. – Bonne précision de mesure.	Radar aéroporté, détection des gouttelettes de nuages en météorologie, radars routiers manuels, et radars de courte portée
Ka	0.75–1.11 cm	– Fréquence juste au-dessus de K (indice «a» pour <i>above</i> en anglais). – Très absorbée par la vapeur d'eau, la pluie et l'atmosphère. – Très petites antennes. – Bonne précision de mesure.	Radars de la cartographie, radars de courte portée, surveillance au sol des aéroports, radars routiers automatisés, et les radars anti-collision montés sur les voitures haut de gamme
V	6–4 mm	– Très fortement absorbée par la vapeur d'eau, la pluie et l'atmosphère.	—
W	2.7–4.0 mm	– Très fortement absorbée par la vapeur d'eau, la pluie et l'atmosphère.	Radars anti-collisions automobiles, radars d'observation météorologique à haute résolution et radars de courte portée

(iv) **Choix de P_p , P_m et τ/T_R** : Comme nous l'avons déjà fait remarqué, le choix de la puissance moyenne est intimement lié à celui de la puissance de pointe et du facteur de charge. Pour les radars modernes, la puissance de pointe se situe dans la gamme 40 K watts à 10 M watts. Cependant, nous ne devons pas omettre de mettre l'accent sur le dilemme portée-puissance. Rappelons que la portée maximale, D_{\max} , est une fonction de la puissance moyenne, P_m , laquelle est une fonction de, τ , F_R et P_p . Par conséquent, pour accroître, P_m , nous pouvons augmenter au moins l'un ou au plus trois de ces paramètres. Enfin, le problème lié à l'augmentation de τ peut être résolu simplement par une technique dite «compression d'impulsions», qu'on a déjà mentionnée au début de ce chapitre lors de l'historique.

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

$$TOT = \varphi/\Omega \quad (1.11)$$

où Ω , est la vitesse de rotation (*RPM*) de l'antenne exprimée en degré/seconde, et l'angle, φ , est l'ouverture angulaire en azimut caractérisée par une atténuation de -3 dB par rapport à l'axe du lobe principal du faisceau. En pratique, cette ouverture est toujours assimilée à un cône. Elle est aussi appelée pouvoir de discrimination en direction et elle est exprimée en radian par:

$$\varphi \approx \lambda/D \quad (1.12)$$

Par conséquent, les échos de deux objets distincts situés à une ouverture en azimut inférieure à λ/D ne peuvent pas être discriminés. Des valeurs typiques de φ sont comprises entre 1.2° et 3° . En effet, pour augmenter le débit ou « data rate », il serait judicieux d'augmenter la *RPM*. Nous pouvons remarquer également que pour un Ω constant, une augmentation de φ , peut influencer négativement sur la largeur du faisceau.

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

$$HPS = (F_R TOT)/a \quad (1.13)$$

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

1.11. THEORIE DE LA DECISION

Dans notre vie quotidienne, nous prenons constamment des décisions. Considérons quelques hypothèses, un critère est choisi alors, sur lequel une décision doit être prise. Par exemple, lorsqu'il y a un problème de détection du signal radar, on observe le signal réfléchi (retourné) et une décision sera prise si une cible est présente ou absente. Dans un système de communication numérique, une chaîne des zéros et des uns peut être transmise dans un certain milieu. Au niveau du récepteur, les signaux utiles reçus représentant des zéros et des uns sont corrompus dans le milieu par un certain bruit additif, à savoir le bruit du récepteur lui-même, le clutter, et les cibles interférentes. Le récepteur ne connaît pas quel signal qui représente un «0» et quel signal qui représente un «1», mais il doit prendre une décision pour savoir si les signaux reçus représentent des zéros ou des uns. Le processus du récepteur va alors choisir une règle de décision inspirée de la théorie de la détection du signal. L'objectif est de trouver un algorithme de traitement de processus aléatoire observé à la sortie d'une cellule distance afin de décider la présence ou l'absence de la cible. Ce problème peut se formuler en terme de la théorie des tests des hypothèses statistiques [53, 54]. En effet, il ne pourrait y avoir que deux hypothèses à formuler. L'hypothèse nulle H_0 représente un « 0 » (cible absente) tandis que l'hypothèse alternative H_1 représente un « 1 » (cible présente). Nous ne pourrions donc prendre que l'une ou l'autre des deux décisions possibles qui s'excluent mutuellement. Dans ce contexte, une cellule dans l'espace

de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux types de signaux, sous l'hypothèse H_1 , le signal $s_1(t)$ qui contient le signal utile de la cible $s(t)$ et le bruit additif $n(t)$, et sous l'hypothèse H_0 , le signal $s_0(t)$ qui ne contient que le bruit additif $n(t)$, comme illustré dans la Fig. 1.6.

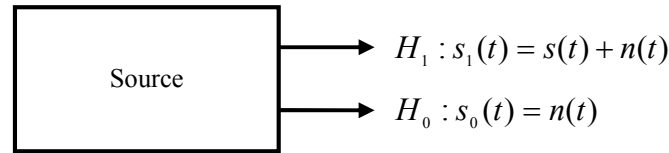


Fig. 1.6 – Source des deux hypothèses binaires.

Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations qui sont représentées par des variables aléatoires. Basant sur les valeurs d'observation de ces variables aléatoires, le récepteur décide quelle hypothèse est vraie (H_0 ou bien H_1). Supposant que le récepteur doit prendre une décision basée sur une observation simple du signal reçu. La série des valeurs, que la variable aléatoire, Y , doit prendre, constitue l'espace d'observation Z . L'espace d'observation est divisé en deux régions (sous-espaces) Z_0 et Z_1 , d'où si Y se situe dans le sous-espace Z_0 , le récepteur décide alors l'hypothèse H_0 (c-à-d, prend la décision D_0); tandis que si Y se situe dans le sous-espace Z_1 , le récepteur décide l'hypothèse H_1 (c-à-d, prend la décision D_1); comme montré dans la Fig. 1.7.

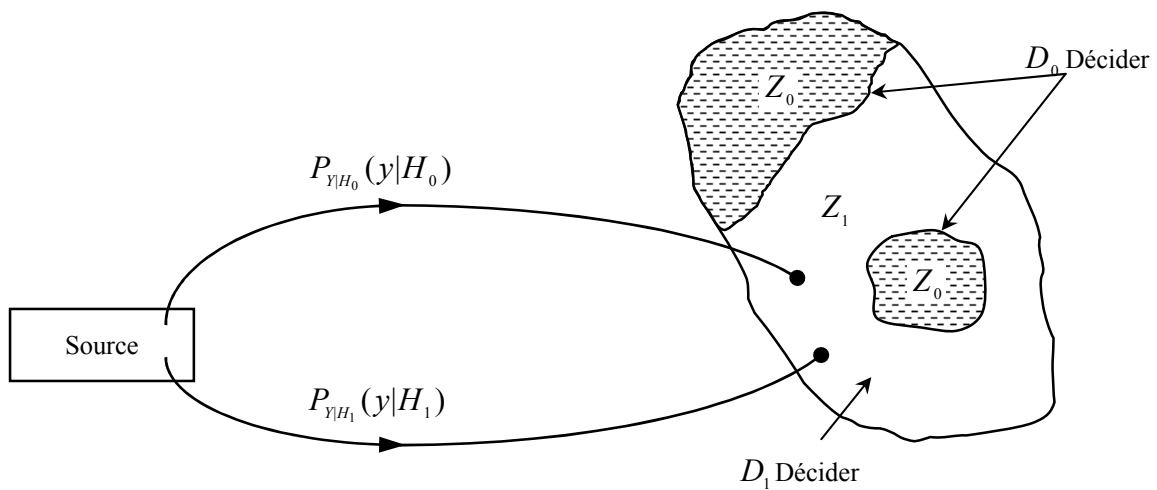


Fig. 1.7 – Régions de décision.

L'espace d'observation Z est donc l'union des deux sous-espaces Z_0 et Z_1 ; c'est-à-dire,

$$Z = Z_0 \cup Z_1 \tag{1.14}$$

Les fonctions de densité de probabilité de Y correspondantes à chaque hypothèse sont $P_{Y|H_0}(y|H_0)$ et $P_{Y|H_1}(y|H_1)$, où y est une valeur particulière de la variable aléatoire « Y ». D'un autre côté, et à chaque fois qu'une décision basée sur un certain critère soit prise, quatre cas possibles peuvent se produire fréquemment pour ce problème de test d'hypothèse binaire :

Premier cas: Décider H_0 sachant que H_0 est vraie.

Deuxième cas: Décider H_0 sachant que H_1 est vraie.

Troisième cas: Décider H_1 sachant que H_0 est vraie.

Quatrième cas: Décider H_1 sachant que H_1 est vraie.

Remarquer que pour le premier et le quatrième cas, le récepteur prend une décision correcte, alors que pour les deux autres restants (c'est-à-dire, le deuxième et le troisième cas), le récepteur commet une erreur (ou une décision incorrecte). De la nomenclature radar, le deuxième cas s'appelle l'erreur de la *non-détection*, qui apparaît lorsqu'une cible est déclarée absente alors qu'elle est effectivement présente, dans ce cas on dit que la cible est ratée. Le troisième cas s'appelle l'erreur de la *fausse alarme*, qui apparaît de son côté lorsqu'une cible est déclarée présente alors qu'elle est réellement absente. Tandis que pour le quatrième cas, lorsqu'une cible est déclarée présente alors qu'elle est certainement présente, s'appelle *une détection*.

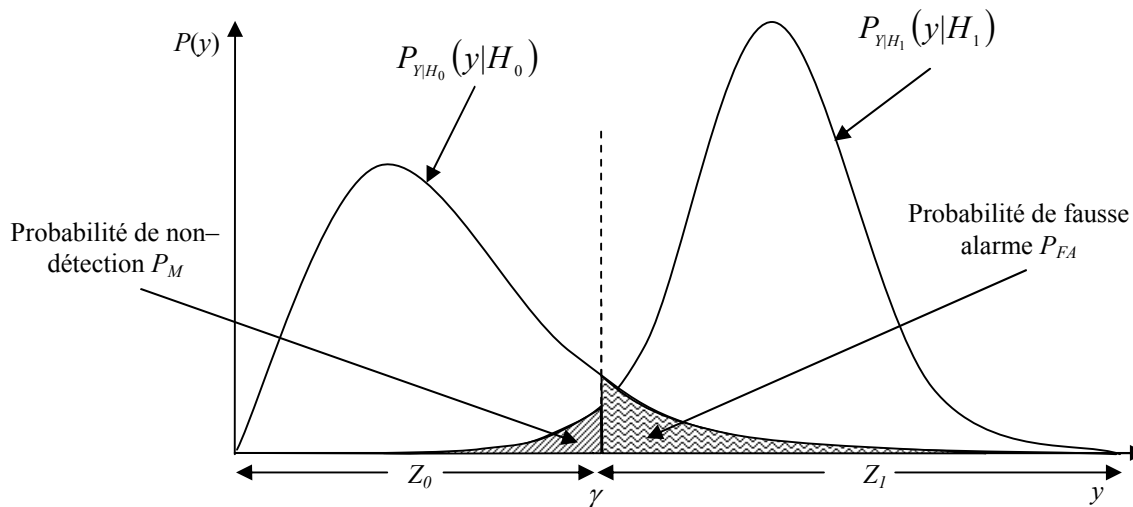


Fig. 1.8 – Probabilité des erreurs de détection; fausse alarme et non-détection.

D'après la Fig. 1.8, nous constatons que le seuil de détection, γ , partage chacune des fonctions de vraisemblance en deux zones Z_0 et Z_1 . La probabilité de détection P_D , la probabilité de non-détection P_M et la probabilité de fausse alarme P_{FA} , sont alors définies respectivement par [54]

$$P_D = P(D_1|H_1) = \int_{\gamma}^{\infty} P_{\gamma|H_1}(y|H_1) dy \quad (1.15)$$

$$P_M = 1 - P_D \quad (1.16)$$

$$P_{FA} = P(D_1|H_0) = \int_{\gamma}^{\infty} P_{\gamma|H_0}(y|H_0) dy \quad (1.17)$$

1.11.1. TESTS DE BAYES

Le principe de l'approche Bayésienne est évidemment simple, où elle est basée essentiellement sur la connaissance de probabilité *a priori* $P_i = P_r(H_i)$, pour que chaque hypothèse, H_i , se réalise. Mais

d'une manière particulière, pour un test binaire, deux suppositions sont possibles et faisables. D'abord, les probabilités d'occurrence des deux sorties de la source sont connues *a priori*. Elles sont les probabilités *a priori* $P(H_0)$ et $P(H_1)$. D'où, $P(H_0)$ est la probabilité d'occurrence de l'hypothèse H_0 , alors que $P(H_1)$ est la probabilité d'occurrence de l'hypothèse H_1 . Signalant les probabilités *a priori* $P(H_0)$ et $P(H_1)$ par P_0 et P_1 respectivement, et puisque les hypothèses H_0 ou H_1 sont produites toujours, alors

$$P_0 + P_1 = 1 \quad (1.18)$$

La deuxième supposition est qu'un coût C_{ij} (équivalent à une pénalisation ou une récompense) soit associé à chaque décision possible, où C_{ij} est le coût de décider H_i quand H_j est vraie [53, 54]. Le coût est dû nécessairement au fait qu'une certaine mesure sera basée sur une décision prise. Si nous prenons les décisions D_i , $i = 0, 1$, où D_0 indique « décider H_0 », et D_1 indique « décider H_1 », nous pouvons donc définir C_{ij} , $i, j = 0, 1$, comme le coût de décision lié aux décisions D_i , étant donné que l'hypothèse vraie est H_j . Particulièrement, les coûts correspondent au problème de test d'hypothèse binaire pour les quatre cas possibles sont : C_{00} pour le premier cas, C_{01} pour le deuxième cas, C_{10} pour le troisième cas, et C_{11} pour le quatrième cas. La Fig. 1.9 représente un graphique illustratif définissant ces quantités pour un test binaire (où on considère que deux hypothèses soient possibles seulement).

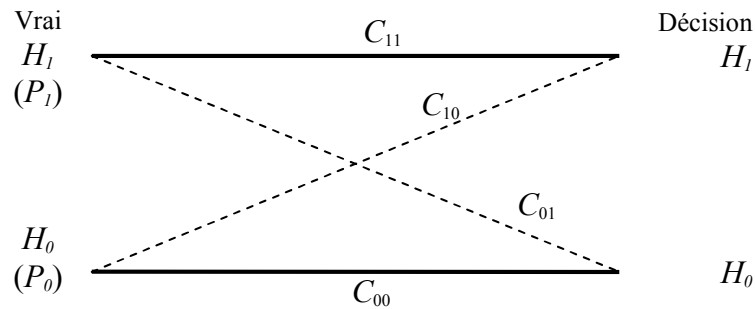


Fig. 1.9 - Définition des quantités pour un test binaire

Le but du critère de Bayes est de déterminer la règle de décision de sorte que le *risque* $E[C]$ (le coût moyen) soit réduit au minimum [54]. On suppose également que le coût de prendre une décision fautive (incorrecte) est plus grand que le coût de prendre une décision correcte, c'est-à-dire,

$$C_{01} > C_{11} \text{ et } C_{10} < C_{00} \quad (1.19)$$

Etant donné $P(D_i, H_j)$ la probabilité conjointe de D_i et H_j , et $P(D_i | H_j)$ la probabilité conditionnelle de décider D_i , sachant que l'hypothèse H_j est vraie, le coût moyen est

$$\begin{aligned} \mathfrak{R} = E[C] &= C_{00} P(D_0, H_0) + C_{10} P(D_1, H_0) + C_{11} P(D_1, H_1) + C_{01} P(D_0, H_1) \\ &= C_{00} P(D_0 | H_0) P_0 + C_{10} P(D_1 | H_0) P_0 + C_{11} P(D_1 | H_1) P_1 + C_{01} P(D_0 | H_1) P_1 \end{aligned} \quad (1.20)$$

Par conséquent la règle de Bayes peut être exprimée alors comme suit

$$P(D_i, H_j) = P(D_i | H_j) P(H_j) = P(D_i | H_j) P_j \quad (1.21)$$

Les fonctions de densité de probabilité conditionnelle $P(D_i|H_j)$, $i, j = 0,1$, en termes de régions de décision représentées sur la Fig. 1.7, sont

$$P(D_0|H_0) \equiv P(\text{décider } H_0|H_0 \text{ est vraie}) = \int_{Z_0} P_{y|H_0}(y|H_0) dy \quad (1.22)$$

$$P(D_0|H_1) \equiv P(\text{décider } H_0|H_1 \text{ est vraie}) = \int_{Z_0} P_{y|H_1}(y|H_1) dy \quad (1.23)$$

$$P(D_1|H_0) \equiv P(\text{décider } H_1|H_0 \text{ est vraie}) = \int_{Z_1} P_{y|H_0}(y|H_0) dy \quad (1.24)$$

$$P(D_1|H_1) \equiv P(\text{décider } H_1|H_1 \text{ est vraie}) = \int_{Z_1} P_{y|H_1}(y|H_1) dy \quad (1.25)$$

Les probabilités conditionnelles $P(D_1|H_0)$, $P(D_1|H_1)$ et $P(D_0|H_1)$, représentent la probabilité de fausse alarme, P_{FA} , la probabilité de détection, P_D , et la probabilité de non-détection P_M (*probability of miss*), respectivement. On peut également remarquer que

$$P_M = 1 - P_D \quad (1.26)$$

et

$$P(D_0|H_0) = 1 - P_{FA} \quad (1.27)$$

Par conséquent, la probabilité d'une décision correcte prise est donnée par

$$\begin{aligned} P(\text{décision correcte}) &= P(D_0, H_0) + P(D_1, H_1) \\ &= P(D_0|H_0) P(H_0) + P(D_1|H_1) P(H_1) \\ &= (1 - P_{FA}) P_0 + P_D P_1 \end{aligned} \quad (1.28)$$

et la probabilité d'erreur est donnée par

$$\begin{aligned} P(\text{erreur}) &= P(D_0, H_1) + P(D_1, H_0) \\ &= P(D_0|H_1) P(H_1) + P(D_1|H_0) P(H_0) \\ &= P_M P_1 + P_{FA} P_0 \end{aligned} \quad (1.29)$$

L'expression du risque donnée par (1.20) devient alors

$$\mathfrak{R} = C_{00}(1 - P_{FA})P_0 + C_{01}(1 - P_D)P_1 + C_{10}P_{FA}P_0 + C_{11}P_D P_1 \quad (1.30)$$

En termes de régions de décision définies par les équations (1.22)–(1.25), cette expression s'écrit alors comme suit

$$\mathfrak{R} = C_{00}P_0 \int_{Z_0} P_{y|H_0}(y|H_0) dy + C_{10}P_0 \int_{Z_1} P_{y|H_0}(y|H_0) dy + C_{11}P_1 \int_{Z_1} P_{y|H_1}(y|H_1) dy + C_{01}P_1 \int_{Z_0} P_{y|H_1}(y|H_1) dy \quad (1.31)$$

Après les développements, et la simplification, l'expression du risque moyen peut être réduite à la forme suivante

$$\mathfrak{R} = C_{10}P_0 + C_{11}P_1 + \int_{Z_0} ([P_1(C_{01} - C_{11})P_{y|H_1}(y|H_1)] - [P_0(C_{10} - C_{00})P_{y|H_0}(y|H_0)]) dy \quad (1.32)$$

Le critère de Bayes consiste à rendre minimale le risque moyen possiblement. Les deux premiers termes de l'équation (1.32) représentent le risque fixe et l'intégrale représente le risque contrôlé par les

points attribués à la région Z_0 . En conséquence, le risque est réduit au minimum en choisissant la région de décision Z_0 pour inclure seulement ces points de Y pour lesquels la deuxième limite est plus grande, et par conséquent l'intégrale est négative. Spécifiquement, nous associons à la région Z_0 ces points, d'où pour lesquels:

$$P_1 (C_{01} - C_{11}) P_{Y|H_1}(y|H_1) > P_0 (C_{10} - C_{00}) P_{Y|H_0}(y|H_0) \quad (1.33)$$

Par conséquent, la règle de décision résultante du critère de Bayes est la suivante

$$\Lambda(Y) = \frac{P_{Y|H_1}(y|H_1)}{P_{Y|H_0}(y|H_0)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{>}} \frac{P_0 (C_{10} - C_{00})}{P_1 (C_{01} - C_{11})} = \gamma \quad (1.34)$$

où $\Lambda(Y)$ est le rapport de vraisemblance (*Likelihood ratio*).

On peut remarquer donc que le test de Bayes conduit généralement à comparer le rapport entre les fonctions de densité de probabilité conditionnelle (c'est le rapport de vraisemblance) à un seuil γ . Et puisque l'application d'une fonction monotone n'affecte pas la validité d'une inégalité, le test de Bayes est équivalent au test suivant

$$\ln \Lambda(Y) = \underset{H_0}{\underset{H_1}{>}} \ln \gamma = \eta \quad (1.35)$$

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

1.11.2. CRITERE DE MINIMAX

Le critère de Bayes associe des coûts aux décisions et se repose sur la connaissance des probabilités *a priori*. Dans la plupart de situations pratique, nous ne pouvons pas avoir assez d'informations sur les probabilités *a priori* et par conséquent, le critère de Bayes ne peut pas être employé [54]. Dans ce cas, Il y a une autre approche pour obtenir le critère de décision qui consiste à sélectionner *a priori* une valeur de la probabilité $P(H_1)$ pour lequel le risque est maximum et donc minimisant cette fonction de risque. Ce principe de minimisation du maximum du coût moyen pour la probabilité sélectionnée $P(H_1)$ est connu sous le nom du critère de minimax. Pour obtenir ce test, on commencera en analysant l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes.

D'après (1.18), nous avons $P_0 = 1 - P_1$, alors l'expression du risque moyen donnée par (1.30) en fonction de P_0 et P_1 , devient une fonction linéaire qui dépend uniquement de P_1

$$\mathfrak{R} = C_{00}(1 - P_{FA}) + C_{10}P_{FA} + P_1[(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA}] \quad (1.36)$$

En admettant alors qu'une certaine valeur du seuil de décision est fixée, soit η_0 . Ce test est optimal si et seulement si la relation suivante est vérifiée:

$$\eta_0 = \frac{P_0 (C_{10} - C_{00})}{P_1 (C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1) (C_{10} - C_{00})}{P_1 (C_{01} - C_{11})} \quad (1.37)$$

Par conséquent, la règle de décision résultante du critère de minimax est la suivante

$$\Lambda(Y) \begin{cases} > \\ < \end{cases} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \frac{(1 - P_1) (C_{10} - C_{00})}{P_1 (C_{01} - C_{11})} = \eta_0 \quad (1.38)$$

Le critère de minimax consiste à choisir le test optimal pour la situation où le coût est maximum, ce qui est obtenue en prenant le test qui a un coût constant pour toutes les valeurs possibles de la probabilité *a priori*. Pour parvenir ce test, on doit donc choisir un seuil menant aux valeurs de P_M et P_{FA} vérifiant l'égalité suivante

$$\frac{d \mathfrak{R}(P_1)}{d P_1} = (C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA} = 0 \quad (1.39)$$

Cette dernière expression représente l'équation de Minimax.

1.11.3. CRITERE DE NEYMAN-PEARSON

Dans les deux derniers sous-paragraphe, nous avons vu que le critère de Bayes exige la connaissance des probabilités *a priori* et les coûts de chacune des deux décision possible. D'autre part, nous avons vu également que le critère de minimax est utile dans les situations où la connaissance des probabilités *a priori* n'est pas possible. Cependant dans la majorité de situations pratiques, à savoir la détection radar, il est très difficile d'associer des coûts réalistes et des probabilités *a priori*, c'est-à-dire que l'information sur les probabilités *a priori* et les coûts est absente [54]. En conséquence et pour surmonter cette difficulté, l'utilisation des probabilités conditionnelles de fausse alarme P_{FA} et de détection P_D a été déjà proposée. Le test de *Neyman-Pearson* consiste à fixer la P_{FA} à une certaine valeur désirée, α_0 , et maximiser ainsi la P_D le plus maximum possible. Et puisque $P_M = 1 - P_D$, alors maximiser P_D est identique à minimiser P_M . Pour parvenir aux résultats escomptés, nous construisons la fonction objectif $J(\lambda_L)$ donnée par:

$$J(\lambda_L) = P_M + \lambda_L (P_{FA} - \alpha_0), \quad \lambda_L \geq 0 \quad (1.40)$$

où λ_L est le *multiplicateur de Lagrange*. On peut noter également que pour l'espace d'observation Z , il y a plusieurs régions de décision Z_1 pour lesquelles $P_{FA} = \alpha_0$. Le problème posé ici est comment déterminer ces régions de décision pour lesquelles, P_M , soit minimale. Nous récrivons la fonction objectif, $J(\lambda_L)$, en termes de régions de décision montrées sur la Fig. 1.7, comme suit

$$J(\lambda_L) = \int_{Z_0} P_{Y|H_1}(y|H_1)dy + \lambda_L \left(\int_{Z_1} P_{Y|H_0}(y|H_0)dy - \alpha_0 \right) \quad (1.41)$$

Utilisant (1.14) ; l'équation (1.41) peut être réécrite comme suit

$$\begin{aligned}
J(\lambda_L) &= \int_{Z_0} P_{y|H_1}(y|H_1) dy + \lambda_L \left(\int_{Z-Z_0} P_{y|H_0}(y|H_0) dy - \alpha_0 \right) \\
&= \int_{Z_0} P_{y|H_1}(y|H_1) dy + \lambda_L \left(\left(\int_Z P_{y|H_0}(y|H_0) dy \right) - \int_{Z_0} P_{y|H_0}(y|H_0) dy \right) - \alpha_0 \\
&= \int_{Z_0} P_{y|H_1}(y|H_1) dy + \lambda_L \left(1 - \int_{Z_0} P_{y|H_0}(y|H_0) dy - \alpha_0 \right) \\
&= \lambda_L (1 - \alpha_0) + \int_{Z_0} (P_{y|H_1}(y|H_1) - \lambda_L P_{y|H_0}(y|H_0)) dy
\end{aligned} \tag{1.42}$$

Par conséquent, la fonction objectif, $J(\lambda_L)$, est réduite au minimum lorsque les valeurs, pour lesquelles $P_{y|H_1}(y|H_1) > P_{y|H_0}(y|H_0)$, sont associés à la région de décision Z_1 . La règle de décision est donnée par

$$\Lambda(y) = \frac{P_{y|H_1}(y|H_1)}{P_{y|H_0}(y|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda_L \tag{1.43}$$

Le seuil η dérivé du critère de Bayes est équivalent au multiplicateur de Lagrange λ_L , dans le test de *Neyman–Pearson* ($N-P$), pour lequel la probabilité de fausse alarme est fixée à la valeur désirée α_0 . Si on définit la densité de probabilité conditionnelle de Λ , $P_{\Lambda|H_0}(\lambda_L|H_0)$, étant donné que H_0 est vraie, alors la probabilité de fausse alarme ($P_{FA} = \alpha_0$) peut être réécrite comme

$$P_{FA} = \int_{Z_1} P_{y|H_0}(y|H_0) dy = \int_{\lambda_L}^{\infty} P_{\Lambda(y)|H_0}(\lambda_L(y)|H_0) d\lambda_L \tag{1.44}$$

1.12. CONCLUSION

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté de manière primordiale les différents principes fondamentaux de fonctionnement du radar à impulsions ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar, qui sont très nécessaires à comprendre, pour pouvoir aborder précieusement les problèmes essentiels traités dans ce mémoire. Nous avons également montré que le radar à impulsion est le plus utilisé dans la pratique, en expliquant rapidement le mécanisme de la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions brèves et puissantes. Dans le même contexte, nous avons vu que le signal rétrodiffusé est traité de telle manière à ce que toute cible possédant une vitesse radiale non nulle présente un décalage de fréquence Doppler proportionnel à la vitesse de la cible par rapport au radar. Par ailleurs, une meilleure discussion est également établie sur le choix des principaux paramètres dans le cas d'un radar à impulsions qui sont des aspects importants influant directement les performances de celui-ci. Enfin, nous avons introduit les concepts de base de la théorie de décision, et voilà pour éclaircir notre compréhension des problèmes cernés dans ce mémoire et clarifier ainsi tout ce qui est ambigu dans la détection radar.

Lors du prochain chapitre, nous allons présenter de façon peu détaillée les différents modèles stochastiques du clutter de mer largement adoptés dans la littérature, à savoir les modèles gaussiens et non-gaussiens, d'où ceux supportant l'addition du bruit thermique seront également abordés dans le but de satisfaire le besoin de la présente étude.

Chapitre 2

Modèles Statistiques du Clutter de Mer

2.1 INTRODUCTION

Le clutter de mer appelé parfois « fouillis ou écho parasite » a été bien étudié dès le début des radars; d'où sa capacité de représenter la rétrodiffusion (*the backscattering*) par la surface de mer en termes statistiques, et par conséquent de prévoir les performances du système radar, sont l'essentiel du problème de la détection de petites cibles en environnements marins. En effet, l'environnement marin est un milieu complexe et changeant qui engendre des variations rapides et importantes des portées des systèmes radar. En réalité, la propagation des ondes électromagnétiques dans tel milieu subit de forts effets de réfraction et des effets de réflexions/diffractions sur la surface de la mer. Au fur et à mesure, divers modèles statistiques classiques ont été développés et employés pour bien décrire cette interaction avec la surface de la mer, cependant leur choix et validation sont basés seulement sur leur accord avec des données expérimentales. Cette description statistique classique de la surface de mer repose seulement sur une représentation des pentes et hauteurs de vagues en termes de champs aléatoires gaussiens stationnaires. D'autres modèles validés expérimentalement, appelés non-gaussiens, sont également développés, et utilisés, mais la compréhension du mécanisme et du comportement du clutter de mer restait inachevée et plusieurs propriétés spatiales et temporelles de corrélation ne pouvaient être jamais étudiées, puisque ces modèles ne peuvent pas décrire complètement le clutter de mer. Dans le même contexte, une avance significative dans cet axe n'a vu le jour qu'en 1981 par Keith Ward [1], où il avait introduit pour la première fois la forme composée du modèle de la distribution- K . Ceci a l'avantage qu'il peut modéliser non seulement la queue de la distribution du clutter plus exactement que d'autres approches classiques, mais peut également tenir compte à des propriétés spatiales et temporelles de corrélation du clutter qui sont importantes avec des radars à très haute résolution. La distribution- K généralement et son modèle composé particulièrement ont été largement répandus, et en effet, étendus pour modéliser d'autres types du clutter radar. Cependant, cette modélisation en utilisant le modèle de la distribution- K met en lumière de nouveaux problèmes théoriques tels que l'estimation des paramètres de cette loi. Ce problème n'est pas abordé dans ce chapitre, il sera traité en détail lors de prochains chapitres.

Au cours de ce chapitre, on va établir une étude théorique des différents modèles statistiques du clutter de mer qui sont souvent appliqués dans la majorité des situations pratique. Le développement de ces modèles est conduit par l'observation des données réelles qui sont analysées et traitées au niveau d'un calculateur, attaché au système radar. En effet, cette étude nous fournit un excellent point de départ et un meilleur fondement pour mieux comprendre la réalité de l'interaction de la surface de la mer avec les ondes électromagnétiques émises par le radar, et voilà pour mieux décrire la nature aléatoire des signaux rétrodiffusés par cette surface. Dans ce travail, on a adopté le modèle composé de la distribution- K comme une description stochastique du clutter de mer, puisqu'il représente un bon candidat pour modéliser convenablement les signaux aléatoires rétrodiffusés (réfléchis) par la surface de la mer (c'est-à-dire; le clutter de mer), prenant en compte leurs caractéristiques spatiales et temporelles qui sont bien expliquées dans le cadre de cette représentation statistique. D'un autre côté, il a été déjà prouvé pratiquement que ce modèle peut s'étendre avec succès pour inclure l'addition du bruit thermique, ce qui peut simplifier notre étude, et la rendre plus délicate.

2.2. DEFINITION DU CLUTTER DE MER

Le clutter est le terme perturbateur non désiré appliqué à n'importe quel signal radar utile à partir des diffuseurs qui ne sont pas d'intérêt à l'utilisateur de radar. Le clutter de mer, quant à lui, est le nom attribué aux échos parasites non désirés qui sont réfléchis par les vagues de mer. Ce signal électromagnétique rétrodiffusé par la surface de la mer a plusieurs applications très importantes en télédétection micro-ondes à savoir par exemple la détection des cibles en environnement marin. Dans ce contexte, ce signal est considéré comme un bruit qu'il faut éliminer. Donc, pour atteindre ce but il est nécessaire de modéliser correctement à la fois la surface de la mer et son interaction avec les ondes électromagnétiques en termes statistiques, afin de bien interpréter le signal rétrodiffusé.

2.3. RETRODIFFUSION ELECTROMAGNETIQUE DES VAGUES DE MER

Avant de décrire quelques modèles stochastiques spécifiques du clutter de mer, il est très nécessaire de motiver l'introduction de ces modèles. Un certain nombre de modèles statistiques a été déjà proposés dans la littérature [1, 6, 7, 8]. Particulièrement, ils peuvent servir à donner plus de détails sur les événements et les observations expérimentales sur ce type de clutter, pour faciliter leur traitement et étude. Le plus réussi parmi ceux est le modèle de la surface composée [3], qui considère que la surface de mer se compose d'un certain nombre de vagues de différentes longueurs d'onde et amplitudes (voir Fig. 2.4). En réalité, le clutter de mer résulte seulement de la rétrodiffusion aléatoire de l'énergie électromagnétique incidente sur les vagues de la mer (*The backscattering from sea waves*), qui sont caractérisées par une longueur d'onde λ_w donnée par

$$\lambda_w = \frac{\lambda}{2 \cos(\phi_r)} \quad (2.1)$$

où λ est la longueur d'onde de radar, et ϕ_r est l'angle rasant (angle d'incidence).

Le modèle composé de clutter de mer dit Non-Rayleigh a été employé par Trunk [2, 55], d'où une meilleure explication de sa nature non-gaussienne est bien établie et discutée. Cependant, ce modèle ne peut jamais expliquer complètement les signaux radar rétrodiffusés (*radar backscatters*) par la surface de la mer. D'où, il fonctionne mieux pour un radar utilisant une polarisation verticale plutôt qu'un autre utilisant une polarisation horizontale. Cependant, il ne fonctionne pas tellement bien pour les petits angles d'incidence. Des tentatives plus récentes et plus raisonnables, pour mieux comprendre la physique de la rétrodiffusion des micro-ondes par la surface de la mer, sont bien décrites dans [4, 5]. Mais, le point important est que le processus de rétrodiffusion aléatoire n'est pas compris intégralement jusqu'à aujourd'hui, et tellement il n'y a pas un modèle physique complet pour lui. Par conséquence, des modèles statistiques ont été utilisés ultérieurement pour modéliser convenablement le clutter de mer, afin de le classer par catégories et de trouver ainsi les algorithmes efficaces de détection des cibles qui peuvent être traitées, sous cette description, en présence du clutter de mer.

2.4. FACTEURS AFFECTANT LES STATISTIQUES DE CLUTTER DE MER

Les statistiques de clutter de mer peuvent être affectées sérieusement par des facteurs environnementaux et d'autres dépendent du system radar lui même. Ces facteurs sont récapitulés dans le tableau 2.1. D'ailleurs, il devrait noter qu'il y a d'autres facteurs affectant ces statistiques, à savoir par exemple la proximité de la station radar aux rivages (régions côtières) ; mais aussi les courants et les réflexions peu profonds des vagues d'eau sur terre peuvent avoir également un impact significatif sur ces statistiques. Le tableau 2.1 est mis pour accentuer seulement les facteurs qui peuvent influencer gravement les statistiques du clutter de mer. Une discussion détaillée sur la façon dont les paramètres, énumérés dans ce tableau, affectent ces statistiques est bien établie dans la littérature [3,56].

Table 2.1 – Paramètres affectant les statistiques du clutter de mer

Catégorie	Paramètres
Environnementale	Amplitude des vagues
	Vitesse de vent
	Durée et distance au-dessus des quelles le vent souffle
	Direction des vagues (relativement au rayon de radar)
	Présence ou absence de vagues qui ne sont pas conduites par vent
	Présence ou absence des vagues conduites par vent
Radar	Contaminants actuels sur la surface de mer (huile, pétrole ...etc)
	Fréquence
	Polarisation
	Angle d'incidence
	Largeur d'impulsion

Pour le cas le plus spécifique, où la nature statistique du clutter de mer est décrite par le modèle composé de la distribution- K (voir la section 2.6), Ward *et al.* [17, 57] ont déjà élaboré une meilleure discussion de l'effet de quelques facteurs recensés dans le tableau 2.1 sur les paramètres de cette

description statistique. De plus, il y'a d'autres facteurs qui peuvent avoir également un impact autant significatif sur les statistiques du clutter de mer, comme par exemple le bruit thermique [6, 7], et les effets par multi-trajets [17, 58]. Ce dernier facteur est au delà de la portée de cette recherche et ne sera pas considéré dans ce mémoire.

2.5. MODELES STATISTIQUES DU CLUTTER DE MER

Au cours de ce paragraphe, on va introduire les différents modèles statistiques du clutter de mer utilisés dans la littérature, et discuter amplement la caractérisation analytique des propriétés expliquant la nature stochastique du clutter de mer. Afin de ne pas alourdir le corps de ce manuscrit, la validation expérimentale de ces modèles statistiques n'est pas abordée dans ce chapitre. Pour plus de détails concernant la modélisation expérimentale du clutter de mer et sa validation, une meilleure explication s'établit dans la littérature [8]. Il a été déjà trouvé que le clutter de mer, observé à basses résolutions (c'est-à-dire, une longue durée d'impulsions τ), et/ou à hauts angles d'incidence, peut être modélisé sous la famille gaussienne (c'est-à-dire, Rayleigh ou exponentielle) [3, 9]. Farina et al [18] définissent une haute résolution pour le cas où $\tau < 0.5\mu s$ et un petit angle d'incidence pour le cas où $\phi_r < 5^\circ$. Alternativement, cette analyse peut être modifiée pour tenir compte aux effets liés à la haute résolution du radar; de cette façon nous sommes menés à la distribution- K et aux autres modèles reliés. D'une manière générale, les modèles statistiques du clutter de mer sont répartis en deux grandes catégories dont la première inclue les modèles Gaussiens et la deuxième inclue les modèles non-Gaussiens.

2.5.1. MODELES GAUSSIENS DU CLUTTER DE MER

Au début des systèmes de communication radar, les modèles Gaussiens du clutter de mer ont été presque les seuls, d'où ils avaient fait un succès convaincant relativement aux applications connues à l'époque. Cette description statistique classique de la surface de la mer repose sur une représentation des pentes et hauteurs de vagues en termes de champs aléatoires gaussiens stationnaires. Par ailleurs, le calcul du champ électromagnétique diffracté par la surface de la mer s'appuie sur les théories approchées dont les domaines de validité sont aujourd'hui bien établis. Le concept de base de la modélisation des signaux rétrodiffusés par la surface de la mer est strictement simple dans le cadre de cette description stochastique. Le radar reçoit une collection de ces signaux, chacune représente une contribution au champ électromagnétique retourné, et par conséquent le champ total est tout simplement la superposition de ces derniers. Communément, chacun de ces différents champs dispersés est présenté comme étant une combinaison de deux composantes (comme par exemple un signal harmonique avec une fréquence donnée peut être construit comme étant la somme d'un sinus et d'un cosinus). Dans la pratique, ceux-ci sont identifiés en tant qu'étant ses composantes en phase et en quadrature de phase. Donc, chaque champ peut être présenté en tant qu'un vecteur bidimensionnel ou, d'une manière équivalente, comme un nombre complexe dans un plan imaginaire [8].

Les échos parasites provenant de la rétrodiffusion des signaux radar sur la surface de mer (clutter de mer) en phase et en quadrature, peuvent être exprimé en terme statistique par une loi gaussienne (ou normale) $N(m, \sigma^2)$ caractérisée par une fonction de densité de probabilité s'écrit, $\forall E \in \mathbb{R}$, comme suit

$$p(E) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(E-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.2)$$

où m est la moyenne, σ^2 est la variance, et E est l'amplitude du champ électromagnétique retourné (rétrodiffusé) dont ses composantes en phase et quadrature sont E_p et E_Q respectivement.

Supposons que les échantillons, du clutter rétrodiffusé, en phase et en quadrature (E_p, E_Q) sont des variables aléatoires gaussiennes indépendantes avec des moyennes nulles et mêmes variances, alors l'amplitude correspondante au signal réfléchi E (où $E = \sqrt{E_p^2 + E_Q^2}$), est distribuée selon la loi de Rayleigh [59]. Par conséquent, il a été déjà prouvé expérimentalement que les fonctions de densité de probabilité correspondantes à l'enveloppe et à l'intensité (domaine de puissances) du signal réfléchi par la surface de la mer peuvent être attribuées comme suit respectivement

$$p(E) = \frac{2E}{\mu} \exp\left(-\frac{E^2}{\mu}\right); \quad 0 \leq E \leq +\infty \quad (2.3)$$

$$p(x) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right); \quad \text{avec } x = E^2; \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (2.4)$$

où $\mu = 2\sigma^2$ est la puissance moyenne du clutter, c'est le seul paramètre caractérisant le modèle du clutter Rayleigh. Il faut noter que ce paramètre peut être lié directement à la puissance d'écho reçu (ou du clutter) dans l'équation radar donnée par (1.8).

Pour un tel système, la probabilité que l'enveloppe excède un certain seuil "th" est donnée par

$$P(E > th) = \int_{th}^{\infty} P(E) dE = \exp(-th^2 / \mu) \quad (2.5)$$

Noter que, le calcul de cette probabilité nous fournit une simple estimation du taux de fausse alarme.

2.5.2. MODELES NON-GAUSSIENS DU CLUTTER DE MER

Dans les systèmes radar modernes de surveillance maritime à haute résolution utilisant la technologie de seuillage adaptatif CFAR, les statistiques du clutter de mer ne peuvent pas être expliquées correctement par la description classique gaussienne établie sur la supposition que la mer présente une régularité spatiale dans ses trains de vagues. En effet, il a été déjà prouvé empiriquement que la distribution de l'amplitude ou de l'intensité du clutter rétrodiffusé par la surface de mer se dispose d'une queue très longue (*very long tail*), ce qui peut augmenter parfois tragiquement le taux de fausse alarme. Un phénomène encore mal compris, sous le cadre de cette description classique, est la présence d'un clutter de mer pointu (*spiky clutter*) caractérisé par la présence des « *sea spikes* » qui

sont de très forts échos radar apparaissant de manière sporadique dans la série temporelle du signal rétrodiffusé, particulièrement en incidence rasante. Par conséquent, de nouvelles représentations stochastiques non-gaussiennes capables de modéliser correctement à la fois le clutter de mer, ont vu le jour, à savoir par exemple la distribution weibull, la distribution log-normal, et la distribution- K . Effectivement, elles peuvent donner une meilleure description statistique à la nature aléatoire de ce type de clutter dans les applications radar les plus compliquées et les plus spectaculaires pour plusieurs conditions et circonstances. Par ailleurs, la modélisation du clutter de mer dépend fortement à la résolution du système radar utilisé, par exemple si la largeur d'impulsion τ d'un radar diminue alors la puissance du clutter illuminé par le radar réduit et le rapport signal-sur-clutter (*signal-to-clutter*, *SCR*) augmente en conséquence. Cet avantage peut être compensé par le changement des statistiques du clutter si τ est réduit, et dans ce cas la supposition d'utiliser le modèle gaussien qui caractérise un clutter à basse résolution sera diminuée sûrement. Parce qu'aux hautes résolutions et/ou avec des petits angles d'incidence, le clutter de mer peut être modélisé correctement selon les lois non-gaussiennes, qui peuvent le décrire quasi-entièrement [9]. C'est pour cela, cette modélisation non-gaussienne de l'écho parasite de mer est pertinente pour de nombreuses applications. La nature non-gaussienne du clutter est significative car elle est souvent caractérisée par l'occurrence des grandes valeurs du signal (*sea spikes*) [60], qui peuvent être confondues avec les signaux de cible dans les détecteurs radar, ce qui affecte fortement leurs performances. Dans ce cas, le clutter devient non-stationnaire à cause de la présence d'un clutter pointu, et alors l'utilisation des modèles gaussiens stationnaires n'est pas un bon choix évidemment.

Les modèles non-gaussiens incluant la distribution log-normal et la distribution weibull, sont réussis partiellement à modéliser convenablement la nature aléatoire non-gaussienne de l'amplitude ou de l'intensité de l'écho de la mer, puisque la majorité des événements produits réellement lors du traitement du clutter et du signal radar ne sont pas explicables dans le cadre de ces descriptions statistiques. D'un point de vue pratique, ces modèles ont été dérivés à partir des études empiriques du clutter de mer et n'ont été jamais basés sur une interprétation physique. Une autre description statistique qui est devenue de plus en plus considérablement populaire est la distribution- K et son modèle composé, qui ont un avantage significatif par rapport aux autres modèles parce que leurs choix et validation s'appuient essentiellement sur une justification théorique et une interprétation physique.

2.5.2.1. MODELE DE LA DISTRIBUTION LOG-NORMAL

Les statistiques du clutter de mer peuvent être bien décrites par la distribution log-normal, lorsqu'un radar, à haute résolution, de polarisation horizontale, aperçoit le clutter de mer sous des petits angles d'incidence [10, 18, 24]. D'une manière générale, le modèle de la distribution log-normal tend à surestimer la distance dynamique de la distribution du clutter réel, tandis que la distribution Rayleigh

(modèle gaussien) tend à la sous-estimer. Dans ce cas, le clutter de mer peut être représenté, en terme statistique par la fonction de densité de probabilité de la distribution log-normal définie sur \mathbb{R}_+^* par

$$p(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-m)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0 \quad (2.6)$$

La variable aléatoire x est log-normalement distribué si et seulement si la variable aléatoire $\ln(x)$ est normalement distribué avec une moyenne m et une variance σ^2 . La Fig. 2.1 suivante représente quelques exemples illustratifs de la distribution asymétrique log-normal positivement biaisée. L'application d'une transformation logarithmique aux données observées peut permettre aux données d'être rapprochées par la loi normale symétrique, quoique l'absence des valeurs négatives puisse limiter la validité de ce procédé. La variable aléatoire x signifie l'intensité ou la puissance reçue du clutter de mer. Dans ce cas-ci, on définit les moments d'ordre n caractérisant la puissance du clutter log-normalement distribué par

$$m_n = \langle x^n \rangle = \exp(nm + \frac{n^2\sigma^2}{2}) \quad (2.7)$$

Par conséquent, la moyenne et la variance sont respectivement

$$E[x] = \langle x \rangle = \exp(m + \frac{\sigma^2}{2}) \quad (2.8)$$

$$\text{Var}[x] = \exp(2m + \sigma^2) (\exp(\sigma^2) - 1) \quad (2.9)$$

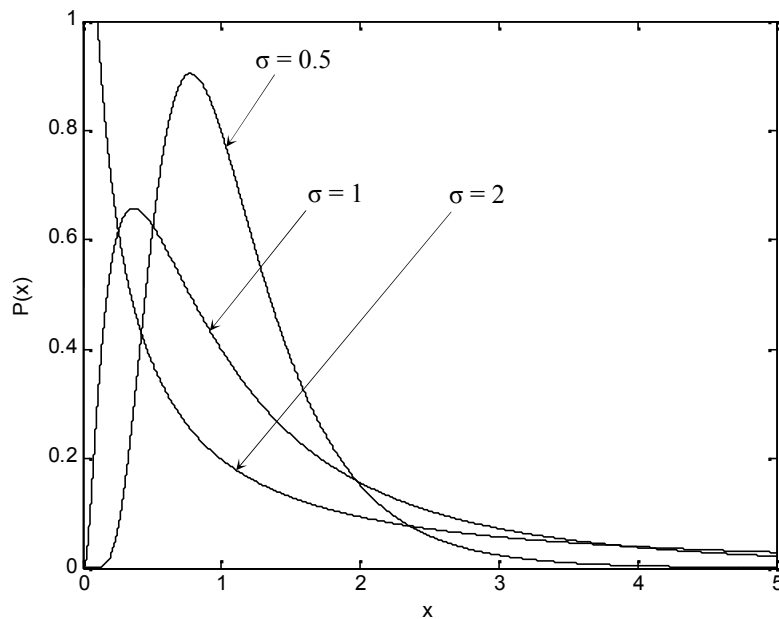


Fig. 2.1 – Distribution log-normal pour $m=0$, et différentes valeurs de σ

Tandis que, la fonction de distribution cumulative (CDF) peut être exprimée simplement en terme de la fonction erreur «*erf*» (*the error function*), de la façon suivante

$$F(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \text{erf}\left(\frac{\log(x)-m}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right) \quad (2.10)$$

Le taux de fausse alarme peut être donc donné, pour un seuil “ th ”, par l’expression suivante

$$P(x > th) = 1 - F(th) = 1 - \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\log(th) - m}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right) \quad (2.11)$$

2.5.2.2. MODELE DE LA DISTRIBUTION WEIBULL

La fonction de densité de probabilité (FDP) weibull est une distribution à deux paramètres, dont la distribution Rayleigh est un cas particulier. Le premier paramètre caractérisant cette distribution est le paramètre de forme, qui est lié à l’obliquité de la distribution; tandis que le deuxième paramètre, est le paramètre d’échelle, qui pondère la distribution. Cette distribution est mathématiquement convenable parce qu’elle permet à l’obliquité de la distribution d’être changée avec un seul paramètre, et voilà pour être en bon accord avec les caractéristiques des données réelles. En effet, pour des radar à hautes résolutions et/ou à petits angles d’incidence, le modèle de la distribution weibull offre une bonne représentation statistique au clutter de mer [11, 12]. Dans ce cas, le choix des valeurs appropriées des paramètres de forme et d’échelle dépend fortement aux caractéristiques de spikiness (d’obliquité) et de puissance exigées par le type du signal rétrodiffusé (clutter). Sous certaines conditions, le modèle weibull [11–16] a réussi de représenter précisément la distribution réelle du clutter de mer que le modèle log-normal ou Rayleigh. D’un point de vue détection, on peut dire que la distribution weibull représente un modèle intermédiaire qui peut caractériser plus précisément les performances réelles de la détection en présence du clutter que les distribution Rayleigh et log-normal. Pour plusieurs travaux de recherche, la distribution weibull a été adoptée avec succès pour modéliser les échos parasites résultants de la rétrodiffusion des signaux radar par la surface de mer [11, 12, 61]. Cette distribution, est une loi à deux paramètres, définie sur \mathbb{R}_+ , dont la FDP de l’intensité du clutter peut être écrite sous la forme suivante

$$p(x) = \beta \frac{x^{\beta-1}}{a^\beta} \exp \left(- \left(\frac{x}{a} \right)^\beta \right), \quad x \geq 0 \quad (2.12)$$

où β , et a sont respectivement le paramètre de forme, et d’échelle de la distribution weibull. Avec un meilleur ajustement de ses paramètres, la distribution weibull peut être approchée aux autres distributions. Par exemple pour $\beta = 1$ et $\beta = 2$, la distribution weibull est réduite simplement aux distributions Exponentielle et Rayleigh respectivement comme montré sur la Fig. 2.2. D’autre part, pour un angle d’incidence égale à 61.4° , il a été déjà prouvé expérimentalement que la distribution weibull devient formellement une distribution Rayleigh.

L’expression génératrice des nièmes moments de la distribution weibull peut être donnée par

$$m_n = \langle x^n \rangle = a^n \Gamma \left(\frac{n}{\beta} + 1 \right) \quad (2.13)$$

où $\Gamma(\bullet)$ est la fonction Gamma.

Et par conséquence, la moyenne et la variance de cette distribution sont respectivement

$$E[x] = a\Gamma\left(\frac{1}{\beta} + 1\right) \quad (2.14)$$

$$\text{Var}[x] = a^2 \left[\Gamma\left(\frac{2}{\beta} + 1\right) - \Gamma^2\left(\frac{1}{\beta} + 1\right) \right] \quad (2.15)$$

Dans ce cas, la CDF est donnée par

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{a}\right)^\beta\right) \quad (2.16)$$

Et le taux de fausse alarme pour un seuil “*th*” est estimé par l’expression suivante

$$P(x > th) = 1 - F(th) = \exp\left(-\left(\frac{th}{a}\right)^\beta\right) \quad (2.17)$$

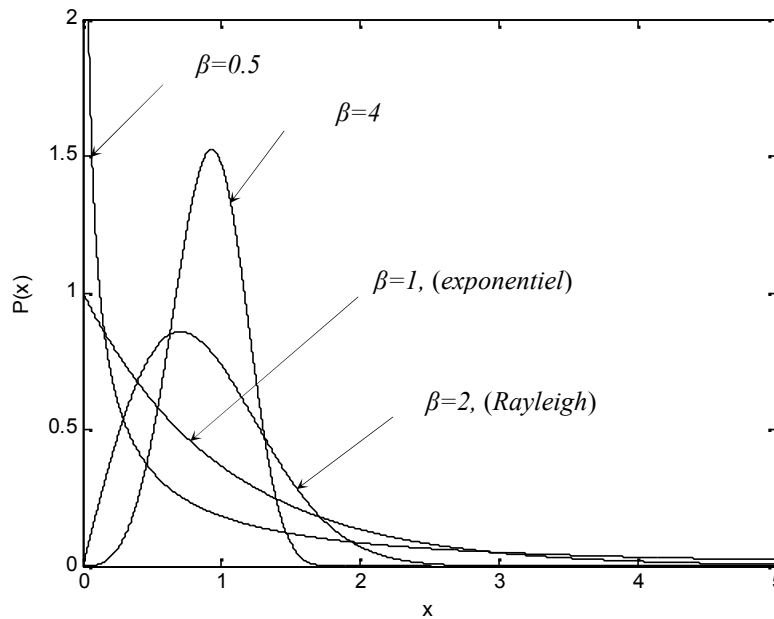


Fig. 2.2 – Distribution de Weibull pour $a=1$, et différentes valeurs de β

2.5.2.3. MODELE DE LA DISTRIBUTION-K

Jusqu’ici, nous avons vu que la meilleure description, qui peut représenter le clutter de mer en termes statistiques, est habituellement non-gaussienne tels que les modèles de distribution weibull, et log-normal déjà mentionnés. D’un point de vue pratique, les deux derniers modèles ont été employés seulement parce qu’ils sont réussi partiellement à modéliser les données réelles du clutter de mer. Cependant, il n’y a actuellement aucune justification physique pour valider le choix de ces modèles, et aucune évidence théorique pour suggérer que le clutter de mer doit suivre n’importe quel d’eux. Davantage, un ajustement convenable des données observées du clutter de mer à une famille particulière de ces modèles n’est jamais atteint prenant en compte toutes les conditions et les circonstances. En effet, les modèles non-gaussiens les plus véridiques ne sont pas habituellement importants pour le but de la conception du système radar lui-même, mais le plus important pour tels modèles, dans telles circonstances est la capacité d’introduire exactement les caractéristiques du clutter

de mer telles que la corrélation temporelle et spatiale, ainsi que l'addition du bruit thermique et bien d'autres. D'ailleurs, ces caractéristiques peuvent être bien expliquées dans le cadre de la distribution- K , d'où les résultats statistiques de plusieurs expériences prouvent évidemment que cette description stochastique peut servir à modéliser correctement le clutter de mer [7, 18, 19–24]. Pour cette raison, elle est devenue très populaire ces dernières années. En réalité, la modélisation statistique, du clutter de mer par la loi K , s'appuie essentiellement sur un modèle physique fondamental qui traite ce type de clutter comme étant une superposition des échos rétrodiffusés par la surface de la mer [17].

Dans ce cas, le clutter de mer produit par l'interaction des signaux radar émis avec cette surface, peut être exprimé alors en terme statistique par le modèle de la distribution- K caractérisé par deux paramètres (un paramètre de forme ν , et un autre d'échelle b) et doit son nom à la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce, K_ν [1, 7, 8]. Donc pour un détecteur quadratique, la FDP de l'enveloppe, x , est donnée $\forall x \in \mathbb{R}_+$, par

$$p(x) = \frac{2c^{\nu+1}}{\Gamma(\nu)} x^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2c\sqrt{x}), \quad x \geq 0 \quad (2.18)$$

où $b = 2c/\sqrt{\pi}$; $\Gamma(\bullet)$ est la fonction gamma et K_ν est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre ν .

Généralement pour un clutter à haute résolution [9, 22], les valeurs de ν sont observées entre 0 et ∞ , donc on peut distinguer deux cas limites de la distribution- K , le premier cas pour « $\nu \sim 0.1$ » représente un clutter très pointu (*very spiky clutter*) caractérisé par la présence de grandes valeurs (*sea spikes*) fréquemment apparues dans la série temporelle des données réelles observées ce qui rend par conséquence la queue de la distribution- K plus longue. Le deuxième cas pour « $\nu \rightarrow \infty$ » représente un clutter Rayleigh (ou simplement un bruit thermique). Ceci est bien illustré dans la Fig. 2.3, sur laquelle l'effet significatif de changement du paramètre de forme de la distribution- K est également montré, en utilisant la fonction de densité de probabilité normalisée. D'un point de vue détection et suivant la dynamique très variée de l'environnement marin, le clutter de mer analysé peut être considéré comme homogène ou non-homogène selon l'état changeant de ce milieu. La non-homogénéité est provoquée essentiellement par l'effet de bord du clutter et/ou par la présence des cibles interférentes, et parfois par la présence d'un clutter, caractérisé par une nature impulsionnelle, présentant des valeurs très pointues dans les blocs locaux examinés. Dans ce cadre et lors du dernier chapitre, on va expliquer et analyser tout cela et voilà pour pouvoir discuter le problème de la détection CFAR dans tels milieux.

Employant l'équation (2.18), l'expression génératrice des moments d'ordre n de l'intensité du clutter K -distribué peut être écrite selon la forme suivante

$$m_n = \langle x^n \rangle = \left(\frac{2}{b\sqrt{\pi}} \right)^{2n} \frac{\Gamma(n+\nu)\Gamma(n+1)}{\Gamma(\nu)} \quad (2.19)$$

Par conséquent, la moyenne et la variance attachées à cette distribution sont respectivement

$$E[x] = \frac{4}{\pi b^2} \frac{\Gamma(\nu+1)}{\Gamma(\nu)} = \frac{4\nu}{\pi b^2} \quad (2.20)$$

$$\text{Var}[x] = \frac{16}{\pi^2 b^4} \frac{\Gamma(2+1)\Gamma(\nu+2)}{\Gamma(\nu)} = \frac{32\nu(\nu+1)}{\pi^2 b^4} \quad (2.21)$$

La CDF du clutter K -distribué est donnée par la formule analytique suivante

$$F(x) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\nu)} (x)^{\nu/2} K_\nu(2\sqrt{x}); \quad (2.22)$$

Et le taux de fausse alarme est estimé, dans ce cas, par la fonction de distribution cumulative donnée pour un seuil “ th ” exprimé ici par, α , le seuil normalisé au niveau moyen du clutter μ , comme suit

$$P_{FA} = P(x > th) = \frac{2}{\Gamma(\nu)} (\alpha\nu)^{\nu/2} K_\nu(2\sqrt{\alpha\nu}) \quad (2.23)$$

où $\alpha = \frac{th}{\mu} = \frac{\pi b^2}{4\nu} th$.

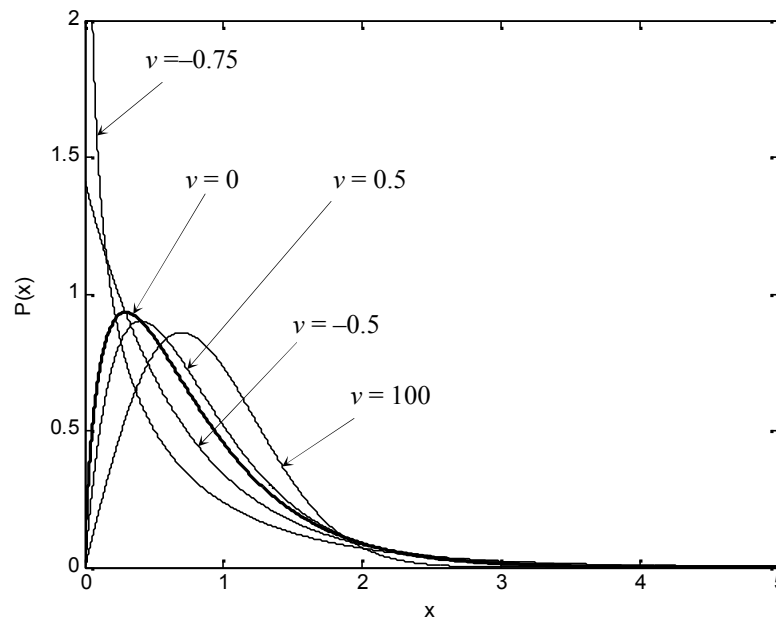


Fig. 2.3 – Distribution- K pour différentes valeurs de paramètre de forme

2.6. ANALYSE DE CLUTTER DE MER K -DISTRIBUE

2.6.1. MODELE COMPOSE DE LA DISTRIBUTION- K

Plusieurs travaux de recherche dans la modélisation statistique du clutter de mer ont montré qu’un excellent accord avec l’amplitude ou l’intensité des données observées peut être réalisé en utilisant le modèle composé de la distribution- K [1, 9, 22]. Cette description statistique composée ne donne pas seulement un ajustement raisonnable pour plusieurs types de clutter de mer sur certaines conditions et dans les plus mauvaises circonstances, mais plutôt d’une manière primordiale elle permet

également de modéliser convenablement la corrélation impulsion–par–impulsion (pulse–to–pulse correlation) [7]. D’ailleurs, la distribution– K composée a un avantage supplémentaire et significatif de pouvoir expliquer parfaitement les effets de l’agilité de fréquence, provoquée essentiellement par les petites vagues flottantes [1, 17, 57], les effets du bruit thermique additif [7], et les effets de la corrélation spatiale [62, 63]. D’un autre côté, il est bien connu d’après la pratique et les mathématiques expérimentales que lorsqu’une intégration non–cohérente impulsion–par–impulsion du signal rétrodiffusé est employée, les statistiques du clutter changent absolument. Heureusement, cette dernière problématique peut être bien expliquée dans le cadre de la distribution– K composée, ce qui représente un autre aspect autant important offert par cette loi. De ceci et de cela, on peut conclure à la robustesse du modèle composé de la distribution– K qui est devenu de plus en plus très populaire, et très pertinent pour modéliser correctement à la fois le clutter de mer.

Le modèle statistique composé de la distribution– K ne possède pas ce prestige par hasard, au contraire, il a été basé certainement sur une interprétation physique et expérimentale, et ainsi sur une justification théorique affirmant son succès. Ce modèle est associé évidemment au modèle physique de la surface de mer composée de petites et de grandes vagues comme montré sur la Fig. 2.4. D’un point de vue pratique, lors de la collision des ondes électromagnétiques émises par un radar avec la surface irrégulière composée de la mer, il résulte ce qu’on appelle communément dans la nomenclature radar “le modèle composé de diffusion” (*the composite scattering model*), qui est déjà discuté dans le paragraphe 2.3 de ce chapitre. Cette description physique de la surface composée de la mer, représente un meilleur guide pour une meilleure compréhension de la nature aléatoire du clutter de mer qui est vraiment très compliquée à cause de la variabilité et la complexité de l’environnement marin.

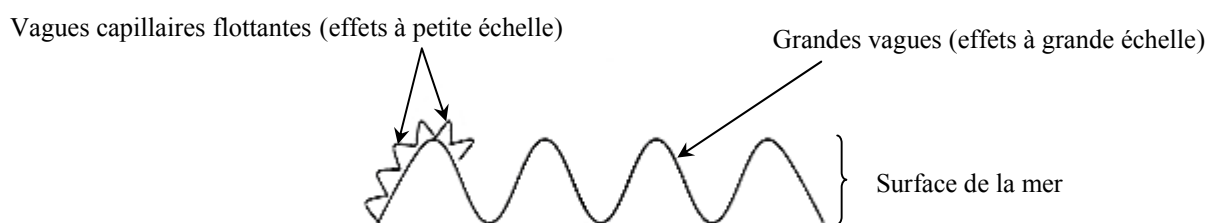


Fig. 2.4 – Modèle composé de diffusion

Selon l’équation (2.1), et en utilisant le modèle composé de diffusion illustré par le graphique montré sur la Fig. 2.4, pour un radar à hautes résolutions, l’écho résultant (*radar backscatter*) est dû principalement aux vagues capillaires flottantes [3]. Par ailleurs, Trunk [2] a déjà prouvé expérimentalement qu’une partie de l’énergie réfléchie (clutter de mer) est produite par la rétrodiffusion sur les petites vagues (effets à petite échelle), et qu’une autre soit affectée par les grandes vagues qui déplacent physiquement les plus petites vagues (effets à grande échelle). Cette description physique, des effets à grande et à petite échelle, est introduite avec succès par le modèle

composé de la distribution $-K$, qui peut interpréter clairement et sans aucun doute l'interaction des ondes radioélectriques par la surface composée de la mer, et fournissant ainsi une explications suffisamment convaincante de tous les évènements produits fréquemment dans tel milieu.

2.6.2. ANALYSE DE CLUTTER DE MER K -DISTRIBUE EN ABSENCE DU BRUIT THERMIQUE

Pour le cas d'un détecteur quadratique, il est parfaitement connu d'après la théorie de la détection radar que l'intensité du clutter de mer peut être défini par le produit de deux variables aléatoires indépendantes. Par ailleurs, l'analyse expérimentale des données réelles observées du clutter de mer montre que deux composantes dominantes, avec des temps de corrélation différents, contribuant évidemment à la formulation de la distribution empirique de l'intensité du clutter observé [7,17,22,23]. La première composante, à changement lent, représente le niveau moyen local y appelé « texture », avec une fonction de densité de probabilité $p(y)$ qui appartient à la famille de la distribution Gamma. Pratiquement, le modèle stochastique de la texture peut décrire conformément les variations dans le niveau moyen local du clutter pointu (*spiky clutter*) d'un côté, et les variations périodiques dans l'intensité du clutter d'un autre côté. De plus, il a été déjà prouvé d'après une étude expérimentale que la texture a une grande période de dé-corrélation temporelle (de l'ordre des secondes) provoquée essentiellement par la structure grosse des vagues de la surface de mer (effets à grande échelle) [7, 64]. En conséquence, le niveau moyen local du clutter n'est pas affecté alors par l'agilité de fréquence. D'autre part, la corrélation spatiale de cette composante est également différente à celle de la deuxième composante, et est proportionnelle à la largeur d'impulsion. La deuxième composante à changement rapide appelée « speckle » est exponentiellement distribuée, et peut être identifiée expérimentalement par l'inter-changement (l'interaction) entre les vagues capillaires (les petites vagues, effets à petite échelle). D'un point de vue pratique, le speckle a un temps de dé-corrélation dans l'ordre des millisecondes, et peut être décorrélé par l'utilisation de l'agilité de fréquence. D'autre part, le niveau moyen du speckle est déterminé tout simplement par la première composante (c'est-à-dire, la texture). Les échos retours à partir d'une seule cellule de résolution ont une courte période de dé-corrélation temporelle (typiquement 10 ms) et ils peuvent être décorrélés entièrement d'une impulsion à une autre en utilisant l'agilité de fréquence.

Le modèle composé de la distribution $-K$ est caractérisé essentiellement par un paramètre de forme, ν , et un autre d'échelle, b , et défini sur \mathbb{R}_+ , [1, 7, 8]. Alors pour un détecteur quadratique, la FDP de l'enveloppe, x , est

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(y) p(x|y) dy = \frac{2c^{\nu+1}}{\Gamma(\nu)} x^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2c\sqrt{x}) \quad (2.24)$$

où $c = b\sqrt{\pi}/2$ et $K_{\nu}(x)$ est une fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre ν .

Le speckle est donnée en terme de la fonction de densité de probabilité conditionnelle comme suit

$$p(x | y) = \frac{\pi}{4y^2} \exp\left(-\frac{\pi x}{4y^2}\right) \quad (0 \leq x \leq \infty) \quad (2.25)$$

et la texture, qui suit quant à elle une loi de Gamma, peut être donnée de son côté par

$$p(y) = \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) \quad (0 \leq y \leq \infty) \quad (2.26)$$

où $(4y^2 / \pi)$ représente l'intensité moyenne du clutter (*the underlying mean intensity of clutter*), qui peut être changée spatialement et temporellement (c-à-d, en distance et en temps). Identiquement au modèle simple de la distribution $-K$, pour un clutter de mer à haute résolution [9, 22], les valeurs de ν sont observées communément dans le domaine $-1 \leq \nu \leq \infty$, où $\nu \sim 0.1$ représente un clutter très pointu, et $\nu \rightarrow \infty$ représente un bruit thermique.

2.6.3. ANALYSE DE CLUTTER DE MER K -DISTRIBUE EN PRESENCE DU BRUIT THERMIQUE

Nous avons déjà étudié amplement les différents modèles statistiques, qui peuvent décrire partiellement ou entièrement le clutter de mer, et expliqué l'intérêt de l'un par rapport aux autres. Cependant, la problématique qui se pose maintenant est lorsque le bruit thermique n'est pas complètement ignoré. Dans ce cas-ci et pour un clutter de mer, les modèles classiques qu'on a déjà vus antérieurement sont incapables de supporter l'addition du bruit thermique malgré son importance dans la plupart des applications radar les plus intensives. Dans ce sens, l'ignorance et l'inobservation de l'effet de ce bruit malgré sa présence fatale dans la série temporelle du clutter, affectent gravement le fonctionnement du système de communication radar, et peuvent endommager fortement sa capacité de détection de petites cibles dans les environnements marins, et par conséquent la suppression de ce bruit ne peut être jamais ensuite faisable. Nous avons déjà montré ainsi que l'environnement marin est un milieu complexe et changeant ce qui engendre des variations rapides et importantes des portées des systèmes radar, alors la négligence du bruit thermique va compliquer de plus en plus l'étude et l'analyse de ce milieu. De ce fait, le besoin à une description statistique pertinente décrivant parfaitement l'interaction entre les ondes électromagnétiques radar et la surface variante composée de la mer, notamment dans telles conditions, s'augmente autant de plus en plus, et la nécessité d'exploiter convenablement le clutter de mer en présence du bruit thermique d'une manière suffisamment entière fait l'objet de défi pour les grands chercheurs.

Heureusement, il a été déjà prouvé que le modèle composé de la distribution $-K$ peut être étendu avec succès pour inclure l'addition du bruit thermique [7, 8, 29]. Pratiquement, la majorité des événements déroulés dans les milieux marins incluant la présence du bruit thermique, provoquée par le système radar lui-même ou par d'autres sources, sont bien expliqués dans le cadre de cette description stochastique composée. Dans ce contexte, pour un détecteur quadratique, le speckle réfléchi donné par (2.25) est effectivement modifié par une augmentation de sa puissance moyenne, et devient alors

$$p(x | y) = \frac{1}{4y^2 / \pi + 2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x}{4y^2 / \pi + 2\sigma^2}\right) \quad (2.27)$$

où $2\sigma^2$ est la puissance du bruit, et le rapport clutter–sur–bruit (*CNR*) est donné par $\nu/(2\sigma^2 c^2)$.

Supposons que le radar utilise une intégration non–cohérente impulsion–par–impulsion qui est souvent mise en application après un détecteur quadratique, le signal résultant z est implémenté alors tout simplement par la somme algébrique de N impulsions comme illustrées sur la Fig. 2.5.

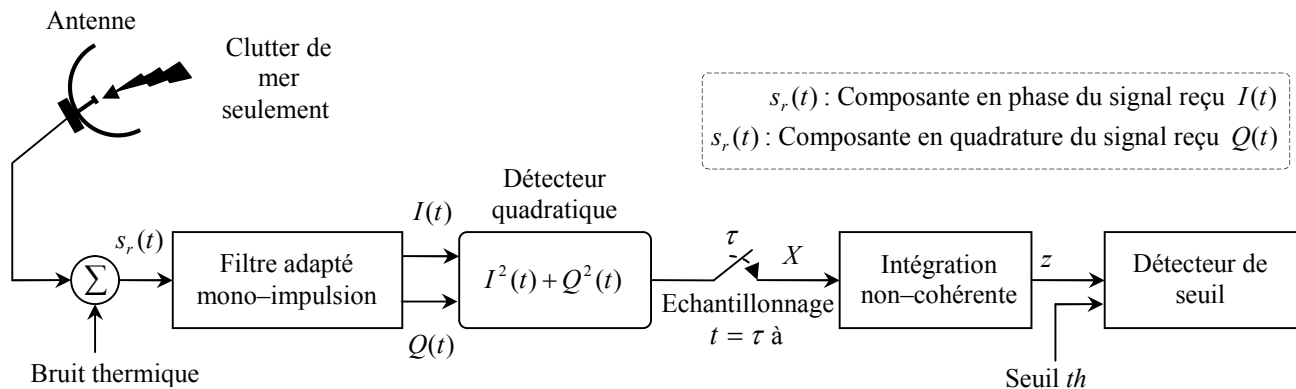


Fig. 2.5 – Schéma fonctionnel d'un détecteur quadratique utilisant une intégration non–cohérente.

Dans ce cas, l'intégration non–cohérente impulsion–par–impulsion de N impulsions est exprimée par

$$z = \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.28)$$

Et puisque les variables aléatoires x_i , $i=1,2,\dots,N$, sont indépendantes et identiquement distribuée (*iid*), la fonction de densité de probabilité conditionnelle de la variable aléatoire, z , est alors donnée tout simplement par le produit de convolution de N densités de probabilité conditionnelle, associées à N variables aléatoires x_i , $i=1,2,\dots,N$, c'est-à-dire

$$p(z | y) = p(x_1 | y) * p(x_2 | y) * \dots * p(x_N | y) \quad (2.29)$$

où l'opérateur $(*)$ indique symboliquement le produit de convolution.

En utilisant quelques propriétés fondamentales sur les probabilités d'un côté et sur le produit de convolution des densités de probabilité d'un autre côté, la FDP du nouveau speckle ($z | y$) résultant, s'écrit alors selon la forme stochastique suivante

$$p(z | y) = \frac{z^{N-1}}{(4y^2 / \pi + 2\sigma^2)^N (N-1)!} \exp\left(-\frac{z}{4y^2 / \pi + 2\sigma^2}\right) \quad (2.30)$$

où $(N-1)! = \Gamma(N)$.

Il faut noter d'après l'équation (2.30), qu'il est très clair que la nouvelle variable aléatoire z est distribuée selon la loi Gamma. D'après les théories de détection, les signaux rétrodiffusés peuvent être distingués facilement en utilisant un seuil de détection. Dans ce cas, la CDF de clutter K -distribué peut

être donc écrite en présence du bruit thermique, en terme de la probabilité de fausse alarme P_{FA} donnant, z , pour un seuil “ th ”, de la façon suivante

$$\begin{aligned} P_{FA}(th | y) &= \int_{th}^{\infty} \frac{z^{N-1}}{(4y^2 / \pi + 2\sigma^2)^N (N-1)!} \exp\left(-\frac{z}{4y^2 / \pi + 2\sigma^2}\right) dz \\ &= \frac{\Gamma(N, th/(4y^2 / \pi + 2\sigma^2))}{(N-1)!} \end{aligned} \quad (2.31)$$

Après une intégration non-cohérente de N impulsions, la probabilité de fausse alarme totale peut être donnée en fonction de seuil “ th ”, par la relation suivante

$$P_{FA}(th | y) = \frac{1}{(N-1)!} \int_0^{\infty} \Gamma\left(N, \frac{th}{4y^2 / \pi + 2\sigma^2}\right) p(y) dy \quad (2.32)$$

où $\Gamma(\bullet, \bullet)$ est la fonction gamma incomplète, et $p(y)$ est la fonction de densité de probabilité, du niveau moyen local de clutter y , donnée par l'équation (2.26).

Les nièmes moments caractérisant la distribution composée de l'intensité de clutter K -distribué en présence du bruit, sont exprimés mathématiquement par la relation suivante (voir annexe A).

$$m_n = \langle x^n \rangle = \frac{2b^{2\nu} \Gamma(n+1)}{\Gamma(\nu)} \int_0^{\infty} (4y^2 / \pi + 2\sigma^2)^n y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) dy \quad (2.33)$$

Particulièrement, les moments d'ordre un, deux et trois sont donnés respectivement comme suit

$$m_1 = \langle x \rangle = 2\sigma^2 + \frac{4\nu}{\pi b^2} \quad (2.34)$$

$$m_2 = \langle x^2 \rangle = 8\sigma^2 + \frac{32\sigma^2}{\pi} \frac{\nu}{b^2} + \frac{32}{\pi^2} \frac{\nu(\nu+1)}{b^4} \quad (2.35)$$

$$m_3 = \langle x^3 \rangle = 48\sigma^6 + \frac{288\sigma^4}{\pi} \frac{\nu}{b^2} + \frac{576\sigma^2}{\pi^2} \frac{\nu(\nu+1)}{b^4} + \frac{384}{\pi^3} \frac{\nu(\nu+1)(\nu+2)}{b^6} \quad (2.36)$$

2.7. AUTRES MODELES STATISTIQUES DU CLUTTER DE MER

Jusqu'ici, nous avons vu d'une manière peu détaillée les différents modèles statistiques les plus connus et les plus utilisés dans le traitement du clutter de mer et du signal radar. Pratiquement, ils sont les plus réponsus aux exigences actuelles dans ce domaine, et notamment les modèles non-gaussiens généralement et le modèle composé de la distribution- K particulièrement. Cependant, il faut savoir que ces modèles ne sont pas les seuls, mais il y a également d'autres qui sont plus ou moins efficaces, et ont fait un succès notable pour décrire statistiquement le clutter de mer, tenant en compte ces caractéristiques spatiales et temporelles, tel que par exemple « *The contaminated-Normal distribution model* » [65], et le modèle de la distribution log-weibull [66]. Par ailleurs, la distribution alpha-stable est devenue récemment l'un des meilleurs modèles stochastiques et l'un des attirants modèles les plus

concurrents à la distribution- K . Dans ce contexte, Pierce [67] a déjà trouvé que la distribution alpha-stable positive peut modéliser les données du clutter de mer d'une manière relativement identique à la distribution- K . Cependant, Ilow et Leung [68] ont déjà trouvé d'après une étude comparative que le modèle composé de la distribution- K offre une meilleure description à la nature aléatoire de clutter de mer que celle offerte par le modèle de la distribution alpha-stable.

2.8. CONCLUSION

Dans ce chapitre, une étude théorique intensive sur les modèles statistiques largement adoptés dans la littérature dans la modélisation stochastique des échos parasites rétrodiffusés par la surface de la mer en basses et en hautes résolutions a été élaborée. Après avoir présenté les différents modèles statistique du clutter de mer, l'attention a été appelée particulièrement vers le modèle composé de la distribution- K qui a fait un succès frappant et réussi incontestablement de décrire la nature aléatoire des données observées du clutter de mer d'une manière bien précise. Dans ce contexte, il semble très important d'inclure la citation suivante de Ward et Watts [9] : « *Nous ne prétendons pas que la distribution- K est un ajustement exact à toutes les mesures du clutter de mer de radar, mais plutôt ce modèle fournit une très bonne approximation dans la plupart des conditions ...* ». D'après cette citation, et l'étude théorique qu'on a déjà fait, le modèle composé de la distribution- K devient nettement une meilleure approche capable à modéliser plus précisément le clutter de mer dans les plus mauvaises conditions et circonstances. Pour les raisons décrites ci-avant et bien d'autres, mais aussi la justification physique de son usage, cette description stochastique pertinente du clutter de mer est adoptée uniquement dans le reste de ce mémoire, d'où sa simplicité et sa flexibilité d'inclure l'addition du bruit thermique soutiennent notre choix.

Finalement, pour conclure ce chapitre sur la modélisation statistique du clutter de mer, on doit noter que cet axe peut avoir des améliorations significatifs dans le futur, où les progrès technologiques vont produire des radars de plus en plus à très hautes résolutions, et par la suite il peut venir un temps, où nous devons chercher un nouveau modèle stochastique plus robuste pour remplacer notamment le modèle composé de la distribution- K .

Chapitre 3

Méthodes d'Estimation des Paramètres de la Distribution- K en Présence du Bruit Thermique

3.1. INTRODUCTION

Comme nous l'avons montré dans l'étude présentée dans le chapitre 2, nous pouvons constater que l'adoption du modèle composé de la distribution- K , comme une représentation stochastique décrivant la nature aléatoire de clutter de mer, met en lumière de nouveaux problèmes théoriques liés principalement à ce modèle, notamment en présence du bruit thermique. L'estimation des paramètres de ce modèle représente effectivement l'un de ces problèmes attirants largement posés dans cet axe. Dans ce chapitre, une étude théorique brève des différents estimateurs classiques proposés dans la littérature est établie tout d'abord. Ensuite, le reste de ce chapitre est consacré entièrement à un des principaux apports traités de ce mémoire, où de nouveaux estimateurs des paramètres de la distribution- K composée en présence du bruit sont introduits, en justifiant leur choix. Une étude théorique complète de leurs performances est réalisée établissant ainsi les premiers résultats nouveaux de ce travail. Enfin, leurs inconvénients respectifs sont mis en lumière dans la recherche d'un estimateur idéal.

D'ailleurs, pour palier aux entraves des méthodes d'estimation classiques et éviter de même les difficultés fréquemment rencontrées en présence de bruit thermique, nous proposons initialement une première technique d'estimation dans le cas où le CNR , est connu *a priori*. Cette méthode s'appuie principalement sur l'apprentissage des réseaux non-linéaires dont les réseaux de neurones artificiels (ANN) et les approches basées sur les réseaux de neurones flous (FNN) sont employés séparément [71–77]. Dans le cas où le CNR , est inconnu *a priori*, les méthodes basées sur les procédures neuronales, et floues sont incapables d'établir une estimation correcte, puisqu'il s'agit ici d'une estimation simultanée de trois paramètres inconnus du modèle composé de la distribution- K . Dans ce cas-ci, une deuxième technique d'estimation est également proposée dans ce mémoire. Cette méthode a pour objectif de surmonter ces difficultés en présence du bruit, tout en réduisant le temps de calcul qu'est souvent important dans les méthodes existantes. Cette procédure d'estimation proposée est une

méthode graphique, basée essentiellement sur l'ajustement du modèle mathématique (théorique) de la CDF caractérisée de son côté par les paramètres inconnus de la distribution- K , à la CDF empirique (expérimentale) de l'intensité des données réelles, en utilisant un algorithme multidimensionnel non-linéaire sans contrainte de minimisation basé sur la méthode de recherche directe de Nelder-Mead [49–50]. Nous justifions notre choix de l'algorithme de Nelder-Mead, par sa robustesse et sa capacité énorme pour établir une comparaison directe, et en temps réel, entre la CDF expérimentalement mesurée, et un ensemble de courbes dérivées du modèle mathématique du clutter et trouver en conséquence celle qui offre le meilleur ajustement dans certain sens (*Fitting curves to data*); tenant en compte les trois paramètres inconnus caractérisant la distribution- K en présence du bruit thermique additif. Le modèle mathématique de la CDF du K -clutter-plus-bruit a été bien établi et développé dans la littérature [7, 8]. D'ailleurs, les données enregistrées à partir de récepteur radar peuvent être employées pour estimer la CDF empirique de l'intensité des données, en utilisant un nombre fini d'échantillons observés. Ce problème a vraiment attiré les efforts des grands chercheurs dans beaucoup de domaines et disciplines.

3.2. METHODES CLASSIQUES D'ESTIMATION EN PRESENCE DU BRUIT THERMIQUE

Dans ce paragraphe, on va élaborer brièvement les différentes méthodes proposées dans la littérature pour estimer les paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique. A l'heure actuelle, ce problème d'estimation n'est pas résolu entièrement d'une façon explicite. Par ailleurs, en absence du bruit thermique, des approches d'estimation plus ou moins efficaces ont été déjà proposées [1, 25–28], où elles présentent un grand degré de précision. Cependant, dans les systèmes radar présentant des niveaux importants du bruit thermique, l'estimation des paramètres de la distribution- K utilisant ces approches devient une tâche difficile, et le traitement du clutter de mer dans telles situations devient en conséquence très pénible, très inconfortables, et parfois irréalisable. De ce fait, on peut juger ces méthodes inaptes et incapables complètement d'établir une estimation acceptable en présence du bruit. Par ailleurs, d'autres méthodes d'estimations ont été déjà proposées [7, 29], qui sont faciles d'être mises en application et qui fournissent également des solutions relativement acceptable.

3.2.1. METHODE DES MOMENTS MODIFIEE

Une méthode d'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique, basée sur les statistiques du clutter de mer (les trois premiers moments de l'intensité du clutter), a été déjà proposée par Watts [7]. Pour, M , réalisations indépendantes des variables aléatoires K -distribuée, les moments statistiques estimés d'ordre n de l'intensité du clutter satisfont la relation suivante

$$\hat{m}_n = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i^n \quad (3.1)$$

Une fois que les données de l'intensité du clutter de mer sont enregistrées, les équations (2.34)–(2.36) peuvent être manipulées et simplifiées pour donner les expressions suivantes

$$\hat{\nu} = \frac{18(\hat{m}_2 - 2\hat{m}_1^2)^3}{(12\hat{m}_1^3 - 9\hat{m}_1\hat{m}_2 + \hat{m}_3)^2} \quad (3.2)$$

$$\hat{b}^2 = \frac{4\hat{\nu}}{\pi(\hat{m}_1 - 2\hat{\sigma}^2)} \quad (3.3)$$

$$2\hat{\sigma}^2 = \hat{m}_1 - \left(\frac{\nu}{2} (\hat{m}_2 - 2\hat{m}_1^2) \right)^{1/2} \quad (3.4)$$

où $\hat{\nu}$, \hat{b} , et $2\hat{\sigma}^2$ sont respectivement les estimations du paramètre de forme, du paramètre d'échelle de la distribution- K , et de la puissance moyenne du bruit. Notez que dans cette étude, on a adopté une normalisation de la puissance du clutter reçue de sorte que le moment d'ordre un de l'intensité de clutter K -distribué plus bruit soit unitaire (c'est-à-dire, $\hat{m}_1 = 2\hat{\sigma}^2 + 4\hat{\nu} / \pi \hat{b}^2 \approx 1$).

Par conséquent, l'estimation de, CNR , peut être établie comme suit (pour plus de détails, voir le paragraphe 2.6 du chapitre précédent)

$$\hat{CNR} = \frac{2\hat{\nu}}{\pi \hat{b}^2 \hat{\sigma}^2} \quad (3.5)$$

D'un point de vue pratique, et pour une mieux démarche de cette méthode, on a besoin toujours à un nombre d'échantillons suffisamment grand (généralement plus de 10000 échantillons), et voilà pour estimer précisément les paramètres avec tel estimateur. En plus, un nombre d'échantillons relativement petit est très important, et très sollicité dans les applications radar pour assurer la stationnarité du processus aléatoire. D'autre part, on a déjà signalé précédemment que la majorité des méthodes d'estimation basant sur les moments sont tout à fait efficaces en absence du bruit thermique additif, mais donnent de mauvais résultats si ce dernier n'est pas complètement ignoré, où il sera important de prendre en considération le CNR , et de l'estimer convenablement. Des travaux pratiques dans cet axe prouvent également que pour un système radar réel avec une bonne précision de calibrage, il est possible d'obtenir une bonne estimation du CNR , indépendamment du nombre d'échantillons utilisés M , ce qui facilite partiellement la résolution du problème [8].

3.2.2. METHODE DES MOMENTS D'ORDRE UN ET DEUX

Une autre méthode d'estimation des paramètres de la distribution- K basée sur les moments d'ordre un et deux de l'intensité du clutter a été également proposée par Watts [7]. Il a trouvé que dans quelques conditions, il sera également possible de simplifier l'analyse pour obtenir des résultats approximatifs, d'où il a montré que la queue de la distribution du K -clutter-plus-bruit thermique peut être approximée à une autre distribution du K -clutter seulement avec un paramètre de forme différent. Une fois que ces moments sont convenablement évalués, l'expression suivante peut être employée pour estimer les valeurs numériques du paramètre de forme de la distribution- K

$$\hat{\nu} = \left[\frac{\hat{m}_2}{2\hat{m}_1^2} - 1 \right]^{-1} \quad (3.6)$$

En absence du bruit thermique, lorsque le nombre d'échantillons du clutter, M , est assez grand, il a été trouvé expérimentalement que les paramètres estimés de la distribution- K sont presque identiques avec les paramètres réels du clutter de mer observé. Cependant, cette méthode ne peut fournir aucune amélioration dans la qualité d'estimation des paramètres de la distribution- K , lorsque le niveau du bruit thermique dans la série temporelle des échantillons observés est suffisamment important. Une fois que le paramètre de forme, ν , est estimé utilisant la relation décrite par (3.6), la valeur effective ν_{eff} peut être trouvée en fonction de la valeur réelle de ν , comme suit

$$\nu_{eff} = \nu \left(1 + \frac{1}{CNR} \right)^2 = \left[\frac{\hat{m}_2}{2\hat{m}_1^2} - 1 \right]^{-1} = \hat{\nu} \quad (3.7)$$

La Fig. 3.1 montre une comparaison entre les fonctions de distribution cumulative simulées (c'est-à-dire, la CDF du clutter-plus-bruit et celle du clutter seulement (sans bruit)), en utilisant la méthode des moments d'ordre un et deux de watts [7]. Dans les deux cas, chaque courbe tracée sur cette figure représente une CDF exprimée particulièrement dans ce travail en terme de probabilité totale de fausse alarme versus le seuil de détection " th ", exprimé de son côté ici par, $\alpha = th / \mu$, le seuil normalisé au niveau moyen du clutter μ . Dans cet exemple, nous avons adopté un clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique, avec un paramètre de forme $\nu = 0.1$, et un $CNR = 0\text{dB}$, comme illustré dans la Fig. 3.1. De plus, il est très facile de trouver selon l'équation (3.7) que $\nu_{eff} = 0.4$, d'où la CDF ayant cette valeur effective du paramètre de forme a été également tracée sur la même figure. Il peut voir que cette distribution est un ajustement raisonnable à la queue de la distribution des données simulées en présence du bruit thermique. Cependant pour les niveaux bas de l'intensité du clutter, elle présente un mauvais ajustement, comme montré sur la Fig. 3.1.

3.2.3. METHODE NON-LINEAIRE D'AJUSTEMENT NON-PARAMETRIQUE

Watts [8, 29, 69, 70] a déjà proposé une autre approche plus pragmatique que les méthodes basées sur les moments présentées dans les deux dernier sous-paragraphe. Le principe de cette approche est simple, et facile à comprendre. L'auteur a prouvé expérimentalement que l'ajustement à la queue de la distribution- K , du clutter-plus-bruit thermique, avec une autre distribution du K -clutter seulement peut être réalisé en résolvant une équation non-linéaire. D'autre part, les échantillons des données enregistrées par un radar peuvent être utilisés pour estimer la CDF du clutter en terme de probabilité de fausse alarme, comme montré sur la Fig. 3.1.

Dans ce cas, un ajustement direct à la queue de la distribution- K peut être établi en utilisant la valeur du seuil exigée pour avoir une valeur particulière de P_{FA} . Par ailleurs, l'ajustement est réalisé en estimant la valeur de la P_{FA} pour une valeur donnée de α . Pratiquement la qualité d'ajustement peut être directement liée à la qualité d'estimation de la valeur particulière de P_{FA} , ce qui affecte

sérieusement la qualité d'estimation du paramètre effectif de forme résultant de la résolution de l'équation intégrale non-linéaire de la probabilité de fausse alarme donnée par (3.8).

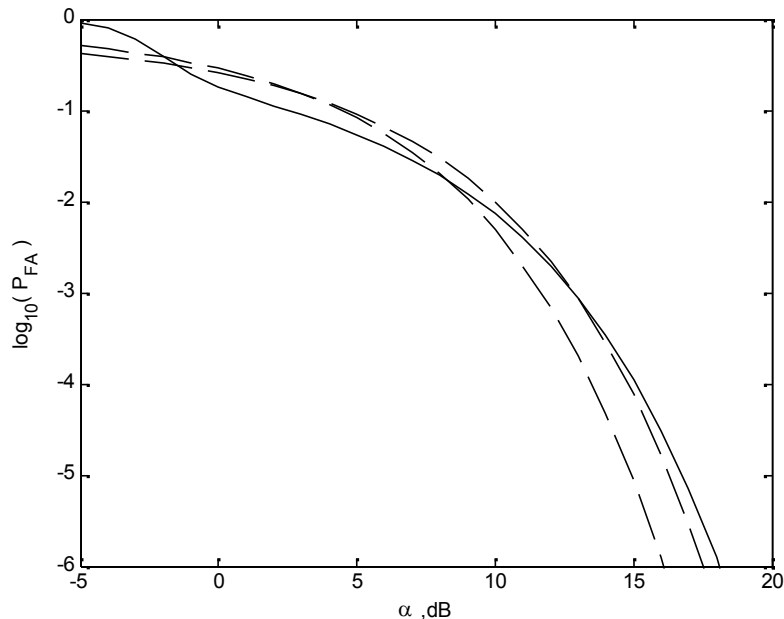


Fig. 3.1 – Comparaison de la CDF du clutter-plus-bruit (ligne continue, $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$), avec les différents estimateurs de la distribution-K. La méthode proposée dans [7] (ligne discontinue, $\hat{\nu} \approx 0.4$). Méthode d'ajustement non-paramétrique (ligne semi-continue, $\hat{\nu} \approx 0.27$).

Pour le cas d'un détecteur quadratique, l'ajustement à la queue de la distribution-K peut être obtenu par la résolution de l'équation non-linéaire suivante

$$\hat{P}_{FA} = \frac{1}{(N-1)!} \int_0^{\infty} \Gamma(N, \alpha) p(y) dy \quad (3.8)$$

où $p(y)$ est la densité de probabilité du niveau moyen local du clutter donnée par (2.26).

$$\alpha = \frac{\text{Le seuil de détection}}{\text{La puissance moyenne du clutter plus bruit}} = \frac{th}{\mu}$$

N est le nombre d'impulsions intégrées.

L'équation (3.8) peut être obtenue tout simplement en mettant $2\sigma^2 = 0$ dans l'équation (2.32) qui décrit la distribution du clutter en présence du bruit. Avec une bonne estimation du taux de fausse alarme \hat{P}_{FA} , il est très évident que l'équation (3.8) peut être réduite à une équation à deux variables (paramètres) inconnus qu'il faut les déterminer. Malheureusement, la résolution de cette équation est impossible dans ce cas, parce qu'elle dépend à deux paramètres ν et b . Donc, il faut trouver une relation entre les deux pour pouvoir simplifier l'égalité (3.8), et voilà pour avoir une équation qui dépend uniquement à une seule variable, et ainsi pour faciliter la résolution du problème. Par ailleurs, une relation entre ν et b peut être extraite facilement, dans le cas où le bruit thermique est complètement ignoré (c'est-à-dire, $2\sigma^2 = 0$), à partir de l'équation (2.34) de la façon suivante :

$$\hat{b} = 2 \sqrt{\frac{\hat{\nu}}{\pi \hat{m}_1}} \quad (3.9)$$

où \hat{m}_1 est la valeur estimée du moment de l'intensité du clutter d'ordre un.

D'autre part, l'erreur commise dans l'estimation de la probabilité de fausse alarme \hat{P}_{FA} provoque clairement une erreur dans l'estimation du paramètre effectif de forme ν_{eff} . Alors, on peut conclure que l'estimation du paramètre ν_{eff} , dépend fortement de l'estimation de la \hat{P}_{FA} d'un côté, et du nombre des impulsions intégrées d'un autre côté (voir equ.3.8).

Prenons l'exemple de la Fig. 3.1, le principe de base de cette méthode est de trouver un meilleur ajustement à la queue de la CDF du clutter-plus-bruit thermique avec une comparaison directe des différentes CDF résultantes à chaque niveau donné de la P_{FA} qui correspond à une valeur donnée du seuil normalisé α . Donc, avec une meilleure estimation de la distribution cumulative réelle, et pour une valeur donnée de P_{FA} , la valeur correspondante de α peut être par conséquent trouvée en utilisant l'interpolation dans une «look-up table» [8, 29, 70]. Une fois que le niveau de la P_{FA} et le seuil correspondant α sont bien déterminés, la valeur estimée du paramètre de forme effectif $\hat{\nu}_{eff}$ peut être calculée tout simplement par la résolution numérique de l'équation (3.8), qui dépend uniquement de $\hat{\nu}$. Par exemple, dans notre cas, le meilleur ajustement (à la queue de la CDF) obtenu pour une $\hat{P}_{FA} = 10^{-3}$ est déjà trouvé avec une valeur effective du paramètre de forme $\hat{\nu}_{eff} = 0.27$. L'ajustement à la queue de la CDF obtenu par la présente méthode est également montré par la Fig. 3.1, où il semble mieux que celui obtenu par la méthode précédente des moments d'ordre un et deux.

3.3. METHODE D'ESTIMATION BASEE SUR LES RESEAUX NON-LINEAIRES

Dans ce paragraphe, on va présenter une nouvelle méthode d'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique, dans le cas où le CNR est connu *a priori*, en utilisant les ANN et les approches basées sur les FNN [71–77]. L'architecture neuronale floue multi-entrées/multi-sorties ($FNN MIMO$) a été également employée ici dans le but d'estimer simultanément les paramètres de forme et d'échelle de la distribution- K . En utilisant l'algorithme de la rétro-propagation (*The back propagation algorithm, BPA*), et les algorithmes génétiques (AG), les procédures déjà mentionnées sont entraînées basant sur les moments comme des entrées. L'exactitude d'estimation de ces techniques est testée et comparée, à la fin de cette section, pour différentes valeurs du paramètre de forme et différentes tailles d'observations [75].

Nous avons vu précédemment lors du sous-paragraphe 3.2.1, une méthode explicite pour l'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique, basée sur les moments de l'intensité du clutter. Cependant, l'estimation des moments d'ordre supérieur (c'est-à-dire, \hat{m}_3 , dans

notre cas) d'une manière convenable ne peut pas être réalisé, sauf que pour un échantillon possédant une taille suffisamment grande assurant la précision voulue, ce qui rend cette méthode non-pragmatique effectivement. La qualité médiocre d'estimation des moments d'ordre supérieur va nous obliger d'employer pour notre méthode d'autres moments d'ordre k , m_k , présentant moins d'erreur dans leur qualité d'estimation pour un nombre limité d'échantillons pratiquement acceptable. Nous avons déjà mentionné que dans un système radar réel caractérisé par une bonne précision de calibrage, il est possible d'estimer convenablement d'une manière indépendante le CNR , [8], et voila pour éviter l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur du clutter. D'autre part, si on prend l'égalité entre (2.33) et (3.1), le problème d'estimation en présence du bruit thermique exige maintenant la résolution numérique du système de trois équations non-linéaires. Théoriquement, cette supposition apparaît juste et efficace, cependant d'un point de vue calcul, elle semble très complexe, et très coûteuse d'être mise en application en temps réel dans les systèmes radar. Ainsi, pour éviter ces difficultés, nous proposons dans ce paragraphe une méthode d'estimation assez simple en utilisant les réseaux non-linéaires facilitant la résolution de ce problème, où notre contribution est de modéliser ce problème d'optimisation avec l'utilisation des réseaux non-linéaires.

Afin d'améliorer l'exactitude d'estimation des paramètres de la distribution- K , avec un calcul peu coûteux, il est intéressant de changer les entrées des réseaux d'une manière arbitraire jusqu'à avoir une erreur quadratique moyenne minimale (MSE : *Mean Square Error of Estimates*), entre les sorties estimées et les valeurs désirées. Malheureusement, il n'y a aucune technique explicite ou implicite sur laquelle on peut établir notre choix des entrées attaquantes des deux architectures utilisées. Cependant, après plusieurs tests basés sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne des paramètres de la distribution- K , nous avons empiriquement choisi indépendamment trois entrées (e_i , $i = 1, 2, 3$) pour l'estimateur multicouche du ANN et deux entrées (e_i , $i = 1, 2$) pour l'estimateur FNN comme montré sur les Figs. 3.2, et 3.3. On a utilisé des entrées non-linéaires en fonction des moments statistiques estimés d'ordre n donnés par l'équation (3.1), et la moyenne géométrique estimée donnée de son côté par la relation (3.10) pour M réalisations indépendantes de la variable aléatoire K -distribuée.

$$\hat{m}_g = \prod_{i=1}^M (\sqrt{x_i})^{\frac{1}{M}} \quad (3.10)$$

3.3.1. ESTIMATEUR BASE SUR LE MULTI INPUT/SINGLE OUTPUT ANN (ANN MISO)

Différentes architectures de réseau ont été déjà utilisées [71]. La structure de base d'un ANN $MISO$, comme montré sur la Fig. 3.2 ci-dessous, possède trois entrées, deux couches cachées de 9 et 7 neurones et une seule sortie. Les poids de chaque couche, p_1 , p_2 , et p_3 sont ajustés en utilisant l'algorithme, BPA . Les fonctions non-linéaires sigmoïdes d'activation S_1 , S_2 et S_3 , sont considérées pour les couches cachées, où les seuils sont additionnés pour chaque couche. L'erreur quadratique moyenne

est obtenue en comparant la sortie du réseau, $\hat{\nu}$, avec la valeur désirée de ν utilisée dans la génération des échantillons K -distribués (voir la Fig. 3.2 ci-dessous).

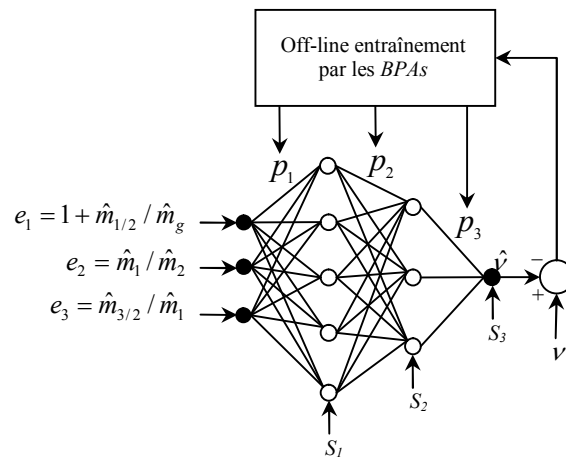


Fig. 3.2 – Estimateur du paramètre de forme de la distribution- K en présence du bruit thermique basé sur le *ANN MISO*

3.3.2. ESTIMATEUR BASE SUR LE MULTI INPUT/SINGLE OUTPUT FNN (FNN MISO)

Il y a plusieurs architectures hybrides des réseaux de neurones flous, combinant les réseaux de neurones artificiels (*ANN*) et les systèmes flous [72], qui peuvent être utilisées également ici pour résoudre le problème d'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique, en assumant toujours la connaissance *a priori* du *CNR*. La méthode choisie d'entraînement des réseaux de neurones permet à ces systèmes d'apprendre par l'ajustement de leurs paramètres (les poids de connexion) en donnant un paquet de données entrée/sortie d'entraînement. La théorie des ensembles flous permet aux systèmes neuro-flous de présenter l'information étudiée dans plusieurs formes compréhensible à l'être humain. En d'autres termes, cet estimateur permet le calcul du paramètre de forme $\hat{\nu}$ à partir des trois procédures caractérisant habituellement un système flou (c'est-à-dire, la fuzzification, les règles d'inférence et la défuzzification) comme montré sur la Fig.3.3. De plus, le but de cette technique d'estimation est d'extraire les règles optimales du système d'inférence fonctionnant par les opérateurs logiques "AND" et "OR" qui caractérisent les relations non-linéaires des entrées choisies (voir Fig. 3.3). D'un autre côté, cette approche est considérée comme un processeur logique flou (*FLP: Fuzzy Logic Processor*) avec plusieurs entrées et une seule sortie (*MISO*). L'estimateur basé sur le *FNN MISO* se compose en cinq couches: la couche d'entrée, la couche de fuzzification, la couche de neurones "AND", la couche de neurones "OR" et la couche de sortie (défuzzification) [72]. Maintenant, on va expliquer brièvement le rôle des fonctions de chaque couche.

- **Fuzzification (sous-ensembles flous):** Les fonctions d'appartenance triangulaires symétriques ont été largement utilisées à cause de leurs propriétés attirantes pour plusieurs applications dans les ensembles flous, tels que les contrôleurs flous, les modèles flous, ...etc. [74]. De plus, Pedrycz [75] a déjà montré qu'il y a certaines raisons fondamentales légitimant l'utilisation de cette disposition. À

l'entrée du *FNN*, les entrées numériques sont converties en valeurs probabilistes via des sous-ensembles flous. Au niveau de la deuxième couche, la sortie du nœud (i,j) est calculée dans notre cas en utilisant trois fonctions triangulaires symétriques données comme suit

$$\mu_{A_{ij}}(e_i) = \begin{cases} \frac{e_i - l_{A_{ij}}}{c_{A_{ij}} - l_{A_{ij}}} & \text{si } l_{A_{ij}} < e_i < c_{A_{ij}} \\ \frac{e_i - r_{A_{ij}}}{c_{A_{ij}} - r_{A_{ij}}} & \text{si } c_{A_{ij}} < e_i < r_{A_{ij}} \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases} \quad (3.11)$$

où A_{ij} , $i = 1,2$ et $j = 1,2,3$, représente les sous-ensembles flous, associés à chaque entrée e_i , définis par leur centre $c_{A_{ij}}$, l'extension gauche $l_{A_{ij}}$ (left spread), et l'extension droite $r_{A_{ij}}$ (right spread).

• **Règles de système d'inférence** : Le traitement logique de décision concerne essentiellement la simulation des instructions “if ...then” et l'interprétation des neurones flous “AND” et “OR”. Les t-norms et les t-conorms proposés par Pedrycz [76] ont été employés également pour ceci. Les nœuds dans la troisième couche (la couche “AND”) effectuent une adaptation pré-conditionnée des règles d'inférences en utilisant simplement le produit algébrique. Les sorties des nœuds dans la couche “AND” sont données par le vecteur (de longueur 3×3) suivant

$$y_{AND} = [\mu_{A_{11}} e_1 \cdot \mu_{A_{21}} e_2, \mu_{A_{11}} e_1 \cdot \mu_{A_{22}} e_2, \mu_{A_{11}} e_1 \cdot \mu_{A_{23}} e_2, \\ \mu_{A_{12}} e_1 \cdot \mu_{A_{21}} e_2, \mu_{A_{12}} e_1 \cdot \mu_{A_{22}} e_2, \mu_{A_{12}} e_1 \cdot \mu_{A_{23}} e_2, \\ \mu_{A_{13}} e_1 \cdot \mu_{A_{21}} e_2, \mu_{A_{13}} e_1 \cdot \mu_{A_{22}} e_2, \mu_{A_{13}} e_1 \cdot \mu_{A_{23}} e_2] \quad (3.12)$$

Dans cette équation, il n'y a aucun poids à ajuster dans la couche “AND”.

Maintenant au niveau de la quatrième couche, les règles sont incorporées par les opérations floues “OR”, qui sont implémentées en utilisant la somme probabiliste. Supposons que le nombre de nœuds dans la couche “AND” est n_1 (c'est-à-dire, nombre de règles possibles), la sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone “OR” s'exprime alors comme suit [72]

$$y_{OR,j} = 1 - \prod_{i=1}^{n_1} (1 - y_{AND,i} p_{ij}), \quad j = 1, \dots, n_2 \quad (3.13)$$

où n_2 est le nombre de nœuds dans la couche “OR” et p_{ij} est le poids associé au nœud i de la couche “AND” et au nœud j de la couche “OR”.

• **Défuzzification** : Dans la couche “défuzzification”, la méthode la plus utilisée communément est la méthode du centre de gravité donnée par la formule suivante [72]

$$\hat{v} = \frac{\sum_{j=1}^{n_2} w_j y_{OR,j}}{\sum_{j=1}^{n_2} y_{OR,j}} \quad (3.14)$$

où $w_j, j = 1, \dots, n_2$ sont les poids numériques correspondants aux points milieu des ensembles flous triangulaires de la variable de sortie, \hat{v} . D'autre part, lorsque trois fonctions d'appartenance symétriques sont considérées, le vecteur qui contient les paramètres $w_j, j = 1, \dots, n_2$ est mis ainsi $[-1 \ w \ 2w + 1]$, puisque pratiquement la valeur la plus basse du paramètre v égale à -1. Notez que dans cette couche nous devons optimiser uniquement un seul paramètre, w .

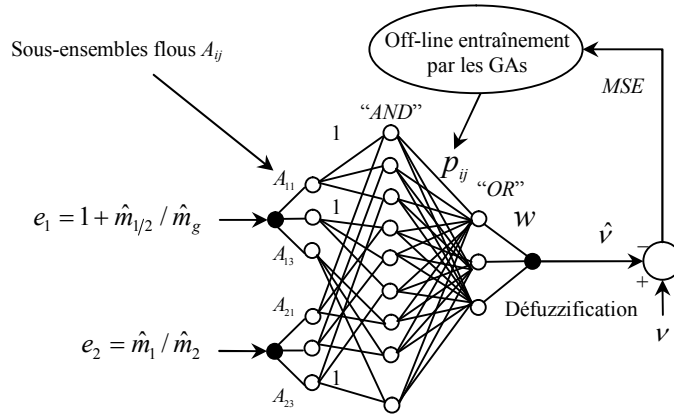


Fig. 3.3 – Estimateur du paramètre de forme de la distribution-K en présence du bruit thermique basé sur le FNN MISO

• **Apprentissage par les AG:** Le problème d'apprentissage consiste à déterminer les valeurs numériques optimales des paramètres du réseau (c'est-à-dire, les poids réels p_{ij} , et w), dans le but de minimiser la valeur moyenne de l'erreur quadratique, MSE , sur l'ensemble des échantillons d'entraînement. Puisque la recherche aléatoire en général prend beaucoup du temps, alors on peut utiliser les AG [77]. Particulièrement, nous appliquant ici les AG à codage réel direct pour optimiser les variables réelles du réseau (les poids du réseau) [77] qui sont apparus directement dans le chromosome. La sélection des parents par tournoi stochastique, le croisement arithmétique entier et la mutation gaussienne sont également considérées dans l'AG. Etant donné les paramètres des fonctions d'apprentissage d'entrées/sortie (sous-ensembles flous), et la taille de la population et le nombre de générations, l'AG à codage réel direct est appliqué pour un entraînement off-line (voir Fig. 3.3) pour obtenir les poids optimaux de l'estimateur de paramètre de forme. L'objectif d'utiliser les AG est de minimiser la fonction d'adaptation (fitness) suivante décrite par le, MSE .

$$Fitness(p_{ij}, w) = mean((v - \hat{v})^2) \tag{3.15}$$

où v est le vecteur, des paramètres de forme désirés, utilisé dans la génération des échantillons et \hat{v} est le vecteur des valeurs estimées à la sortie du réseau de neurone flou (FNN). De plus, chaque chromosome est un vecteur de poids $p_{ij}, i = 1, 2, \dots, n_1$, et $j = 1, 2, \dots, n_2$, et sa structure peut être exprimée comme vecteur de longueur $n_1 \times n_2$ donné par

$$Chromosome = [p_{11}, p_{12}, \dots, p_{n_1 n_2}, w] \tag{3.16}$$

Une fois que la valeur numérique (estimée) de $\hat{\nu}$ a été déterminé, les autres paramètres caractérisant la distribution-K, $\hat{\sigma}$ et \hat{b} , y compris le $C\hat{N}R$, peuvent être obtenus simplement en utilisant les relations (3.3)–(3.5) basant sur les moments de l'intensité du clutter.

3.3.3. ESTIMATEUR BASE SUR LE MULTI INPUT/MULTI OUTPUT FNN (FNN MIMO)

Dans cette partie, les *FNN MIMO* sont proposés pour améliorer en plus l'estimation du paramètre d'échelle \hat{b} , donné par (3.3). De la même manière que pour le *FNN MISO*, cet estimateur permet le calcul des paramètres de forme $\hat{\nu}$ et d'échelle \hat{b} à partir des trois procédures caractérisant un système flou : la fuzzification, les règles d'inférence et la défuzzification, comme montré sur la Fig.3.4 suivante. D'autre part, nous avons également utilisé les algorithmes génétiques pour minimiser la fonction d'adaptation (fitness) modifiée, décrite maintenant selon la formule suivante

$$Fitness(p_{ij}) = mean((\nu - \hat{\nu})^2 + (b - \hat{b})^2), \quad i = 1, 2, \dots, n_1 \text{ et } j = 1, 2, \dots, n_2 \quad (3.17)$$

où ν et b sont respectivement le vecteur de paramètres de forme et le vecteur de paramètres d'échelle désirés utilisés dans la génération des échantillons. Si les valeurs numériques de $\hat{\nu}$ et \hat{b} sont obtenues, la puissance du bruit peut être déterminée (selon l'équation (2.34)), basant sur le moment d'ordre un de l'intensité du clutter de la façon suivante

$$2\hat{\sigma}^2 = \hat{m}_1^2 - (\pi \hat{b}^2 / 4 \hat{\nu}) \quad (3.18)$$

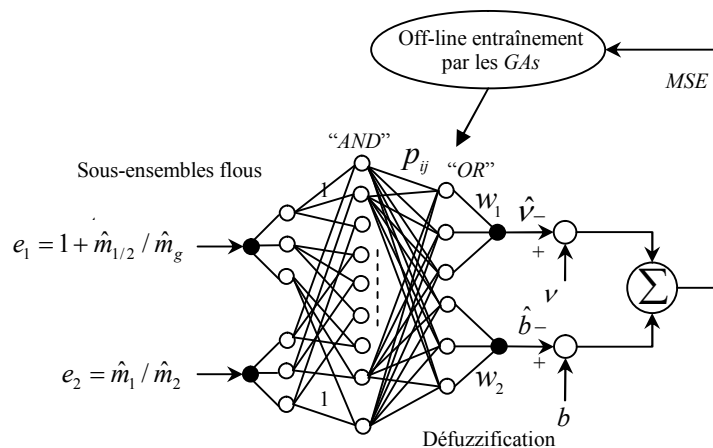


Fig. 3.4 – Estimateur des paramètres de forme et d'échelle de la distribution-K en présence du bruit thermique basé sur le *FNN MIMO*

3.3.4. VALIDATION DES ESTIMATEURS ET RESULTATS DE SIMULATION

Il est évident que les deux estimateurs non-linéaires à base d'un *ANN* et *FNN* doivent avoir un bon apprentissage avant la validation et la détermination des paramètres estimés en temps réel. Dans ce paragraphe, on va présenter brièvement quelques résultats de simulation pour montrer et mettre en valeur l'efficacité des approches proposées pour estimer les paramètres de la distribution-K en présence du bruit thermique, assumant la connaissance *a priori* du *CNR*. L'estimation a été établie en prenant $n = 1000$ réalisations indépendantes (tests ou trials) adoptées pour chaque valeur du paramètre

de forme ν qui appartient à l'espace uniforme $[0.1, 5]$. On a entraîné les deux approches proposées, avec un $CNR = 0$ dB (connu *a priori*). Par conséquence, les valeurs des $MSEs$ des paramètres de la distribution- K composée, ont été obtenues à chaque fois qu'une valeur vraie (simulée) est prise. Quant aux Figs. 3.5–3.8, le nombre d'échantillons de données utilisés pour estimer les paramètres de la distribution- K a été mis $M=1000$ échantillons, tandis que pour les Figs. 3.9–3.12, $M=10000$ échantillons. Les moyennes des quantités d'entrées non-linéaires sont déterminées initialement pour chaque estimateur, afin d'être ensuite employées comme entrées des réseaux dans la procédure d'entraînement (voir Figs. 3.2–3.4). Pratiquement, la phase d'entraînement est très importante et fortement nécessaire, puisqu'on a besoin aux relations non-linéaires strictement adaptées à notre problème. Il faut noter également lors de cette application que des paramètres optimaux, obtenus particulièrement après l'entraînement des deux architectures proposées, sont utilisés dans toutes les simulations (voir tableaux A.1 et A.2, Annexe B). Cependant, la validation de ces architectures proposées représente une supposition autant importante, en facilitant le problème et réduisant ainsi la complexité de calcul (calcul direct à l'aide des fonctions mathématiques simples).

Pour pouvoir comparer évidemment la qualité d'estimation de chaque procédure utilisée (c'est-à-dire, *ANN*, *FNN MISO* et *FNN MIMO*), l'analyse de la performance en terme de MSE a été effectuée. Donc, on peut constater clairement d'après les Figs. 3.5 et 3.6, pour $M=1000$ que les valeurs estimées du paramètre de forme de la distribution- K obtenues par l'estimateur *FNN MISO* possèdent une erreur quadratique moyenne (MSE) inférieur à celle obtenue via l'estimateur *ANN*. D'autre part, on peut facilement distinguer d'après les Figs 3.7 et 3.8 que le paramètre d'échelle b est convenablement estimé par le *FNN MIMO* par rapport aux résultats trouvés en utilisant l'estimateur *FNN MISO*. De plus, pour une taille d'observation suffisamment grande, $M=10000$, il est très clair d'après les courbes tracées sur les Figs. 3.9 et 3.10, que les résultats d'estimations du paramètre de forme obtenus avec l'estimateur *ANN* sont moins précis, comparés à ceux obtenus avec les deux estimateurs *FNN MISO* et *FNN MIMO*. Selon les Figs 3.11 et 3.12, le *FNN MIMO* donne de meilleurs résultats d'estimation du paramètre d'échelle, b , de la distribution- K . Alors, l'efficacité de ce dernier est très évidente devant l'estimateur *FNN MISO*, qui présente de son côté une erreur quadratique moyenne remarquable.

En fait, nous pouvons en conséquence conclure lors de ces résultats que lorsque la dimension de l'échantillon sous test est suffisamment grande, la qualité d'estimation des paramètres de la distribution- K s'améliore de plus, et les résultats obtenus sont formellement meilleurs dans le cas où les procédures floues sont utilisées. D'autre part, ces améliorations dans la qualité d'estimation sont dues essentiellement à l'utilisation d'un estimateur intelligent basé sur les *FNN*. Les résultats trouvés dans cette section prouvent évidemment que les architectures floues possédant une capacité très intéressante assurant une précision de calcul très significative dans les solutions obtenues. De même, nous pouvons constaté lors de cette étude que l'efficacité de l'estimateur *FNN MIMO*, est très évidente

devant les autres architectures neuronales et floues. D'un autre côté, le calcul en avance (*forward computing*) des estimateurs flous proposés mène à fournir des estimations bien précises avec moins de complexité et un temps de calcul peu réduit, ce qui fait l'appel pour les implémenter dans les applications en temps réel.

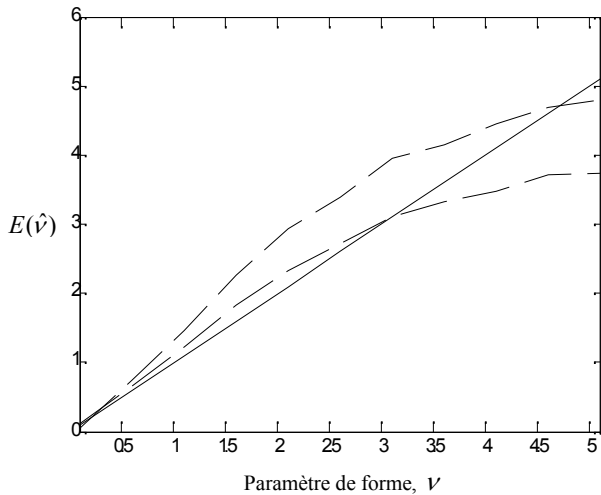


Fig.3.5 – Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (*ANN*: ligne discontinue et *FNN MISO*: ligne semi continue) à la valeur désirée de ν (ligne continue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

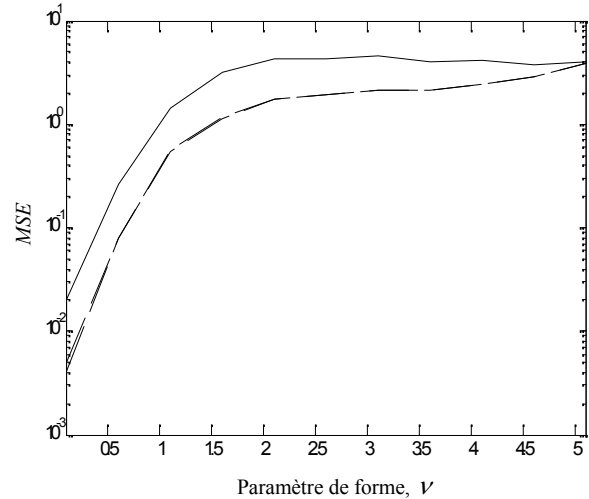


Fig.3.6 – Erreur quadratique moyenne (*MSE*) des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (*ANN*: ligne continue, *FNN MISO*: ligne discontinue, et *FNN MIMO*: ligne semi continue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

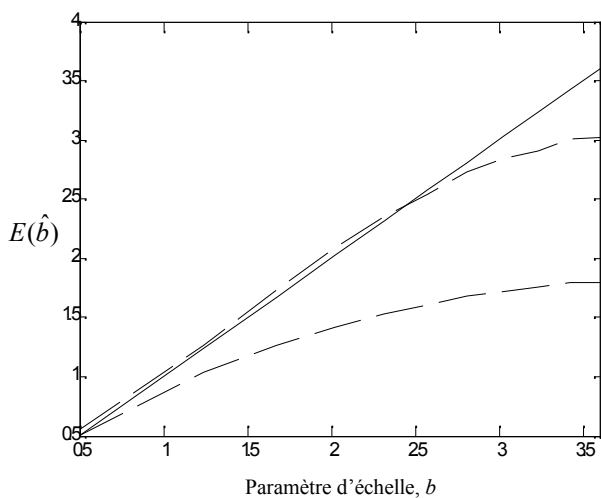


Fig.3.7 – Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (*FNN MISO*: ligne discontinue et *FNN MIMO*: ligne semi continue) à la valeur désirée de b (ligne continue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

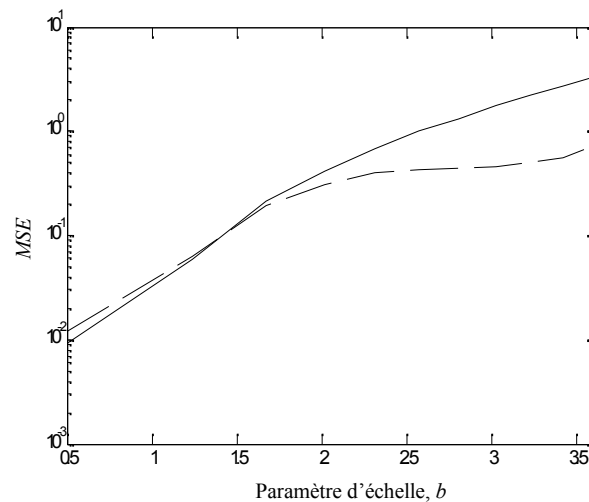


Fig.3.8 – Erreur quadratique moyenne (*MSE*) des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (*FNN MISO*: ligne continue, *FNN MIMO*: ligne discontinue). $M=1000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

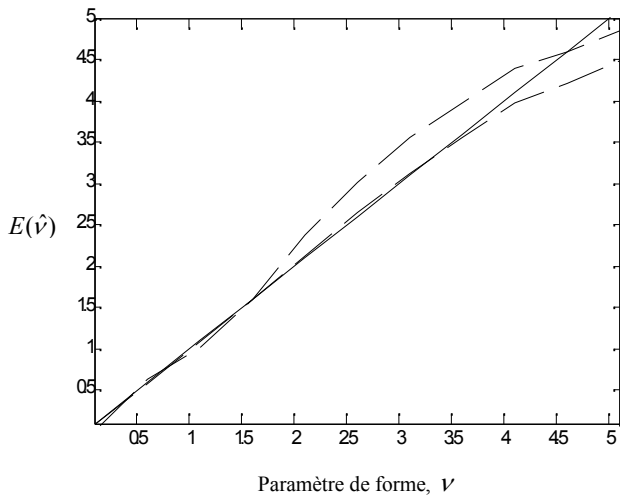


Fig.3.9 – Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (*ANN*: ligne discontinue et *FNN MISO*: ligne semi-continue) à la valeur désirée de ν (ligne continue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

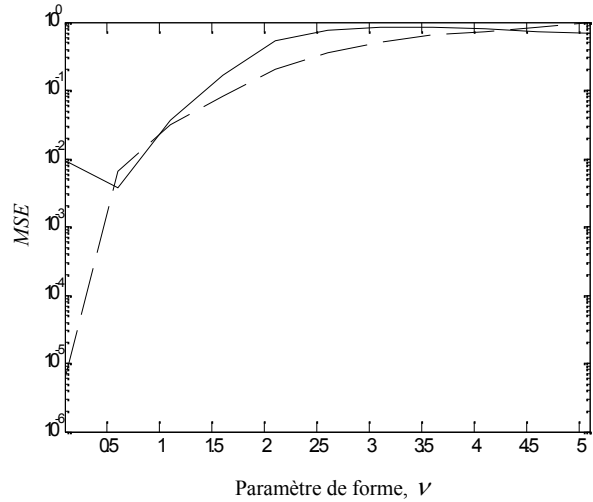


Fig.3.10 – Erreur quadratique moyenne (*MSE*) des valeurs estimées du paramètre de forme obtenues par les estimateurs (*ANN*: ligne continue, *FNN MISO*: ligne discontinue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

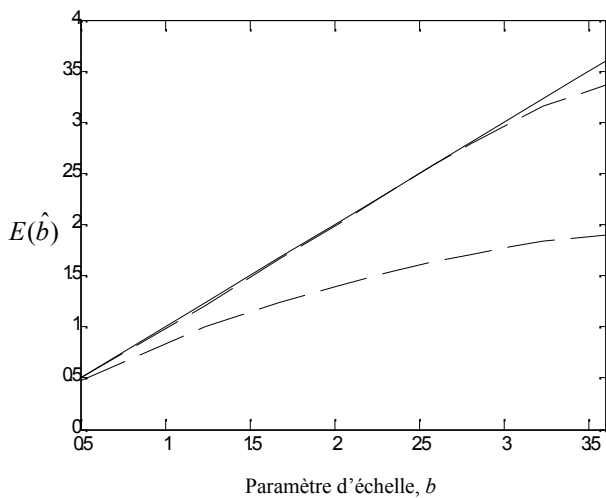


Fig.3.11 – Comparaison de la moyenne des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (*FNN MISO*: ligne discontinue et *FNN MIMO*: ligne semi continue) à la valeur désirée de b (ligne continue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

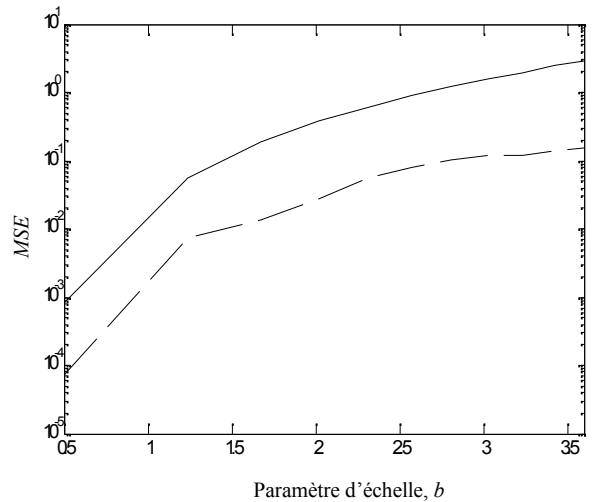


Fig.3.12 – Erreur quadratique moyenne (*MSE*) des valeurs estimées du paramètre d'échelle obtenues par les estimateurs (*FNN MISO*: ligne continue, *FNN MIMO*: ligne discontinue). $M=10000$, $n=1000$ tests et $CNR=0\text{dB}$.

3.4. METHODE D'ESTIMATION AVEC DES PARAMETRES INCONNUS

Dans ce paragraphe, une nouvelle méthode d'estimation de tous les paramètres inconnus de la distribution-K en présence du bruit thermique a été proposée. Avant de présenter les détails de cette méthode, une exposition de ses concepts de base est fortement nécessaire. Ainsi, on va considérer une présentation générale des principes d'ajustement des données réelles et quelques définitions sur les problèmes d'optimisation. Ensuite, une étude bibliographique de l'algorithme de Nelder-Mead est également présentée. La fin de ce paragraphe porte essentiellement sur le principe de la méthode d'estimation proposée, son fonctionnement, et son application.

3.4.1. AJUSTEMENT DE COURBE AUX DONNEES (CURVE FITTING TO DATA)

L'ajustement de courbe aux données exige principalement un modèle ou une fonction qui relie la courbe ajustée (dérivée à partir d'un modèle mathématique donné) à celle des données enregistrées empiriquement avec un ou plusieurs paramètres. Le résultat de cette méthode est une estimation des paramètres vrais mais inconnus du modèle. Généralement, les méthodes d'ajustement de courbe (curve fitting methods) se rapportent à adapter un ensemble de lignes incurvées aux données réelles. La ligne incurvée vient des techniques de régression, de calcul des splines, ou d'interpolation, ou bien obtenu à partir d'un modèle mathématique. En outre; la source de données peut être des observations expérimentales, des calculs numériques, ou être produites d'une simulation. Il faut noter également que, le but de l'ajustement de courbe est de rapprocher le plus maximum possible les données dans certain sens. Ce qui permettra d'améliorer convenablement les techniques d'acquisition des données pour de futures expériences, d'accepter ou de réfuter un modèle théorique, ou d'extraire une signification physique des paramètres de courbes ajustées. D'autre part, on doit trouver une courbe qui pourrait mieux indiquer la tendance d'un ensemble donné de données expérimentales. Pratiquement, on peut distinguer deux types d'ajustement aux données réelles:

- **Ajustement non-paramétrique:** Il est très utile lorsque nous voulons ajuster une courbe lisse aux points dispersés de données, et nous ne sommes pas intéressés pour interpréter les paramètres de la courbe ajustée. De plus, les méthodes d'ajustement non-paramétrique les plus spectaculaire et les plus connus sont l'interpolation et les splines.
- **Ajustement paramétrique:** Dans ce cas, la procédure d'ajustement de données est relativement simple et plus compréhensible que l'ajustement non-paramétrique. D'où, il peut être atteint en utilisant des modèles paramétriques à savoir par exemple les polynômes, les exponentiels, ou d'autres modèles théoriques. Dans ce type, nous devons spécifier un algorithme d'ajustement avant tout autre chose, ainsi que ces points initiaux (paramètres initiaux). Principalement, le but de l'ajustement paramétrique de la courbe est de trouver des paramètres décrivant globalement les données et ont souvent une signification physique. L'ajustement paramétrique implique donc de trouver des coefficients (paramètres) pour un ou plusieurs modèles ajustés aux données. Communément, les données sont statistiques en nature et sont souvent divisés en deux composantes: l'une déterministe et l'autre aléatoire ($data = composante\ déterministe + composante\ aléatoire$). La composante déterministe est donnée par l'ajustement (*The fit*) et celle aléatoire est souvent décrite comme une erreur liée principalement aux données. L'ajustement de courbe est appliqué généralement aux données qui contiennent une dispersion (*scatter*), habituellement dues aux erreurs de mesure. Dans cette étude, nous voulons trouver une courbe lisse qui se rapproche le plus maximum possible aux données réelles dans certain sens. Ainsi, la courbe ne doit pas franchir tous les points dispersés de la courbe mesurée

(voir Fig. 3.13). La question qui se pose maintenant est : *comment exploitons-nous cette technique pour résoudre le problème d'estimation traité dans ce mémoire?* Vraiment, l'ajustement paramétrique a été déjà employé dans les mathématiques expérimentales dès le début des processeurs de calcul. Cette technique devient très répandue avec l'évolution de ceux-ci. Dans cette partie du mémoire, l'ajustement paramétrique représente absolument le noyau de la méthode proposée, et la rend plus adaptée au problème d'estimation des paramètres inconnus, de la distribution-K en présence du bruit thermique, traité dans ce mémoire. La mise en application de cette technique n'est pas une tâche facile, d'où il est très nécessaire de trouver un mécanisme de mesure de la qualité d'ajustement paramétrique et d'adapter ce dernier convenablement aux exigences actuelles. Heureusement, dans la plupart des situations pratiques, il a été déjà trouvé que *les résiduels* sont de meilleures mesures de la qualité d'ajustement. Un résiduel est défini mathématiquement en tant qu'étant l'erreur entre les données mesurées réellement et le modèle (ou la courbe) ajusté à chaque points prévus, comme montré sur la Fig. 3.13 suivante, et donné comme suit

$$\text{residuel} = \text{data} - \text{fit} \quad (3.19)$$

où le «*fit*» est le modèle mathématique d'ajustement qui est une fonction mathématique pure de variables indépendantes et d'un ou plusieurs paramètres.

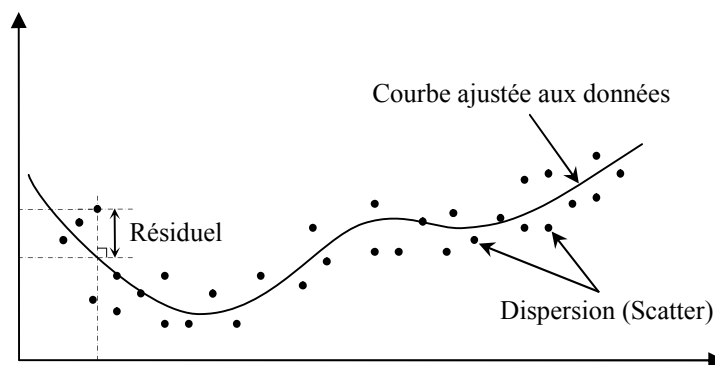


Fig. 3.13 – Exemple d'ajustement de courbe aux données réelles dans un espace bidimensionnel.

Pratiquement, le résiduel représente des variations aléatoires des données observées qui suivent une distribution spécifique de probabilité (habituellement gaussienne). De plus, les variations peuvent être provoquées par plusieurs différentes sources, mais sont toujours présentes à certain niveau lorsque nous traitons des données mesurées empiriquement. L'ajustement de courbe aux données réelles consiste souvent à trouver une courbe lisse qui ajuste (rapproche) sur la moyenne les points dispersés des données réelles, comme le montre la Fig. 3.13.

3.4.2. FORMULATION DU PROBLEME ET METHODES D'OPTIMISATION

Pour que le modèle mathématique (stochastique dans notre cas), approche les données réelles dans certain sens, la différence ou le résiduel entre les deux (point à point) doit avoir la plus petite

valeur. Alors, l'objectif qu'on veut l'atteindre ici est de minimiser possiblement les résiduels, pour pouvoir extraire aisément et correctement les paramètres du modèle adopté, à condition que ce dernier puisse décrire convenablement les données réelles observées dans la plupart des situations pratiques. Logiquement, chercher le minimum d'une fonction mathématique donnée, ça veut dire établir une optimisation selon la précision voulue. Pratiquement, un problème d'optimisation sans contrainte est usuellement formulé comme un problème de minimisation, et s'écrit sous la forme suivante:

$$\min_{\theta} f(\theta), \text{ Tel que } \theta \in \mathbb{R}^n \quad (3.20)$$

où f est la fonction (scalaire) à minimiser, appelée fonction coût ou fonction objectif, θ représente le vecteur des variables d'optimisation, \mathbb{R}^n est l'espace des variables (appelé aussi espace de recherche), et n étant la dimension de l'espace de recherche.

- On dit que θ^* est un minimum global de f si et seulement si : $f(\theta^*) \leq f(\theta), \forall \theta \in \mathbb{R}^n$.
- Et on dit que θ^* est un minimum local de f si et seulement si : $f(\theta^*) \leq f(\theta), \forall \theta \in \mathbb{R}^n / \|\theta - \theta^*\| \leq \varepsilon; \varepsilon \leq 0$.

La Fig. 3.14 suivante présente un graphique illustratif d'une fonction à une seule variable, avec des minima locaux et un minimum global. Parmi les minima locaux, celui qui possède la plus petite valeur de f est tout simplement le minimum global. On définit une fonction multimodale l'une qui présente plusieurs minima (locaux et globaux), et une fonction uni-modale n'a qu'un minimum, le minimum global. On appelle également méthode (ou algorithme ou recherche) locale celle qui converge vers un minimum local. Les recherches locales partent usuellement d'un point initial θ_{in} avec un pas initial prédéterminé. Ces paramètres vont conditionner la descente d'une des vallées de la fonction (voir Fig. 3.14). Pratiquement, plusieurs méthodes locales existent, les plus anciennes et les plus utilisées sont les méthodes où la direction de descente est déduite des dérivées de la fonction elle-même (méthode de Newton, méthodes de gradient conjugué, méthodes quasi-Newtoniennes, voir [78–81]). Ici on s'intéressera beaucoup plus à une méthode directe de recherche globale sans calcul de dérivée (voir la section 3.4.3). Cette méthode a pour objectif d'atteindre un optimum global dans un temps record. En plus, il faut noter que la vitesse de convergence vers celui-ci est très importante dans la plupart des applications réelles dans plusieurs disciplines et domaines de la science et de la technologie.

Typiquement, le coût machine et le temps de calcul d'une optimisation est conditionné par le nombre d'évaluations de la fonction objectif. Jusqu'aujourd'hui, il n'existe pas un algorithme optimal pour tous les problèmes, et la plupart des méthodes possèdent des paramètres à régler. De plus, il a été déjà prouvé que chaque méthode d'optimisation faisant des progrès sur une classe de fonctions, régresse sur une autre classe. Le choix de la méthode à utiliser et le réglage des paramètres restent liés au problème à optimiser. D'autre part, différentes classifications des méthodes à recherche globale sont

bien exposées dans la littérature [80, 81]. Le présent travail n'a pas pour objectif d'être conçu à la classification de ces méthodes, ou à la description mathématique de chacune, ni à montrer les détails de chacune, afin de choisir celle la plus adaptée à notre problème. Cependant d'après les travaux qui ont été déjà faits sur les méthodes d'optimisation, on peut choisir pour notre cas celle qui peut fonctionner mieux et en temps réel et celle qui fait l'objet de défi pour surmonter les entraves qui nous rencontrent dans les problèmes d'estimation semblables à celui traité présentement dans ce travail.

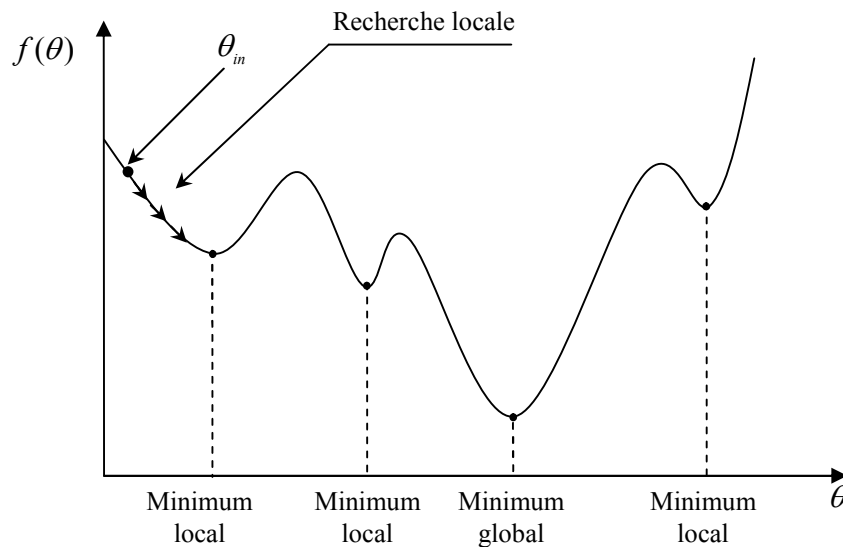


Fig. 3.14 – Minima locaux et minimum global d'une fonction à une seule variable.

3.4.3. ALGORITHME DE NELDER–MEAD

L'algorithme de Nelder–Mead ou l'algorithme simplexe de recherche, originalement publié en 1965 [49], est une méthode directe de recherche énormément populaire et l'un des meilleurs algorithmes d'optimisation multidimensionnel sans contrainte connus actuellement. Il n'exige aucune information (explicite ou implicite) sur la dérivée, ce qui lui rend très adapté aux problèmes avec les fonctions non-lisses [50]. Lors de l'utilisation croissante des ordinateurs, et le développement incroyable des calculateurs, il est largement utilisé pour ajuster les données expérimentales. La disponibilité d'équiper les systèmes de communication radar embarqués à bord d'un avion ou d'un satellite par exemple avec tels calculateurs a contribué ainsi de plus dans le succès de cette méthode. L'algorithme de base est tout à fait simple à comprendre, très facile à employer, et très simple à implémenter pratiquement. Pour ces raisons, il est très populaire dans beaucoup de domaines de la science et de la technologie. La méthode de Nelder–Mead tente donc à minimiser une fonction non-linéaire scalaire de n variables en utilisant seulement les valeurs numériques de la fonction objectif à quelques points dans un espace de n dimensions. Elle est largement répandue pour résoudre le problème d'estimation des paramètres et les problèmes statistiques semblables, où les valeurs de la fonction sont incertaines ou sujettes au bruit. Elle peut également être utilisée pour des problèmes avec

les fonctions discontinues, qui se produisent fréquemment dans les statistiques et les mathématiques expérimentales.

3.4.3.1. DESCRIPTION DE BASE DE L'ALGORITHME DE NELDER-MEAD

Une grande sous-classe des méthodes directes de recherche, y compris la méthode de Nelder-Mead, maintient à chaque étape un *simplexe non-dégénéré*. Un simplexe Δ dans \mathbb{R}^n est une figure géométrique de volume non nul dans un espace de n dimension, et est défini comme étant l'enveloppe convexe de $(n+1)$ sommets : $\theta_1, \dots, \theta_{n+1} \in \mathbb{R}^n$ (des vecteurs distincts affinement indépendants). Par exemple, un simplexe dans l'espace bidimensionnel est un triangle défini par trois points non-alignés dans \mathbb{R}^2 , et un simplexe dans l'espace tridimensionnel est une pyramide définie de son côté par quatre points non coplanaires dans \mathbb{R}^3 , comme illustré sur la Fig. 3.15 suivante.

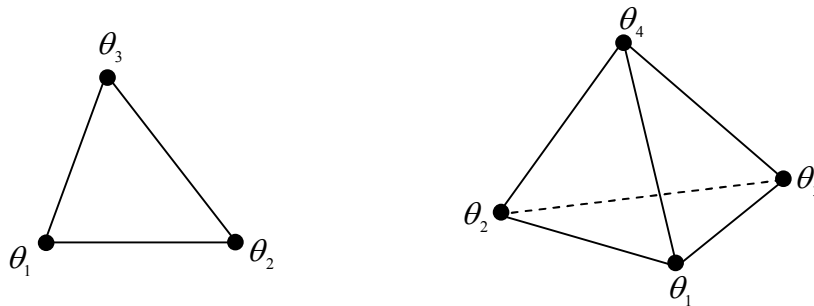


Fig. 3.15 –Nelder–Mead simplexe dans l'espace bidimensionnel et tridimensionnel.

Une méthode simplexe de recherche directe commence généralement par un ensemble de $(n+1)$ points $\theta_1, \dots, \theta_{n+1} \in \mathbb{R}^n$ qui sont considérés comme étant les sommets d'un simplexe Δ , et l'ensemble correspondant des fonctions objectifs évaluées aux sommets du simplexe $f_j = f(\theta_j)$, pour $j = 1, \dots, n+1$. Le simplexe opérationnel initial Δ doit être non-dégénéré (c'est-à-dire, les points $\theta_1, \dots, \theta_{n+1}$ sont affinement indépendants et ne doivent pas se situer dans le même hyperplan). De plus, la méthode exécute ensuite une séquence de transformations du simplexe opérationnel Δ , destinées à diminuer les valeurs de la fonction objectif (coût) à ses sommets (aux points de simplexe). À chaque étape, la transformation est déterminée en calculant un ou plusieurs points test, ainsi que leurs valeurs correspondantes de la fonction objectif, et par la comparaison de ces dernières valeurs avec ceux aux sommets. Ce processus est terminé lorsque le simplexe opérationnel Δ , devient suffisamment petit dans certain sens (moins que la tolérance prédéterminée), ou lorsque les valeurs correspondantes de la fonction objectif f_j , sont assez étroites dans certain sens [50]. Généralement, l'algorithme est tout à fait simple; il est mis en application de beaucoup de différentes manières. À part de quelques détails mineurs de calcul dans l'algorithme de base, la différence principale entre les diverses réalisations s'installe dans la construction du simplexe initial, et dans le choix des tests de convergence ou d'arrêt employés pour terminer le procédé d'itération.

3.4.3.2. SIMPLEXE INITIAL

Dans un algorithme de Nelder–Mead, le simplexe initial Δ est habituellement construit en produisant $(n + 1)$ sommets, $\theta_1, \dots, \theta_{n+1}$, autour d'un point d'entrée $\theta_{in} \in \mathbb{R}^n$ (point initial), qui peut être élaboré par l'utilisateur. Pratiquement, le choix le plus fréquent est de mettre $\theta_1 = \theta_{in}$ pour assurer des relancements (*restarts*) plus appropriés de l'algorithme. Les n sommets restants peuvent être définis (produits) à partir de ce point initial, en sommant une longueur en chaque direction des n coordonnées cartésiennes comme suit

$$\theta_j = \theta_1 + s_j u_j; \quad j = 1, \dots, n + 1 \quad (3.21)$$

où s_j est la taille d'une seule étape (stepsize) dans la $j^{\text{ème}}$ direction du vecteur unitaire u_j dans \mathbb{R}^n .

3.4.3.3. GRANDES LIGNES SUR L'ALGORITHME DE NELDER–MEAD

L'algorithme de Nelder–Mead [49] a été proposé comme une méthode de minimisation d'une fonction à valeurs réelles $f(\theta)$ pour $\theta \in \mathbb{R}^n$. D'où, les transformations du simplexe sont contrôlées par quatre paramètres scalaires, qui doivent être présentés pour définir une méthode complète de Nelder–Mead: coefficients *de réflexion* (ρ), *d'expansion* (χ), *de contraction* (γ), et *de rétrécissement* (ζ), et un point est accepté ou rejeté en fonction de sa valeur de fonction coût. Chaque itération de l'algorithme commence avec les points d'un simplexe et les valeurs correspondantes de la fonction coût (objectif). Selon l'article original de Nelder–Mead [49], les paramètres contrôlant les transformations du simplexe devraient satisfaire :

$$\rho > 0, \chi > 1, \chi > \rho, 0 < \gamma < 1, \text{ and } 0 < \zeta < 1 \quad (3.22)$$

La relation $\chi > \rho$, n'est pas indiquée explicitement dans l'article original, elle est implicite dans la description et la terminologie de l'algorithme. Davantage, les choix presque universels utilisés dans l'algorithme standard de Nelder–Mead sont alors [50]

$$\rho = 1, \chi = 2, \gamma = 1/2, \text{ and } \zeta = 1/2 \quad (3.23)$$

Au début de la $k^{\text{ème}}$ itération, $k \geq 0$, un simplexe non-dégénéré Δ_k étant donné avec ses $(n + 1)$ sommets, dont chacun est un point dans \mathbb{R}^n . Il est supposé toujours que la $k^{\text{ème}}$ itération commence en classant ces sommets ainsi : $\theta_1^{(k)}, \dots, \theta_{n+1}^{(k)}$, de sorte que

$$f_1^{(k)} \leq f_2^{(k)} \leq \dots \leq f_{n+1}^{(k)} \quad (3.24)$$

où $f_j^{(k)}$ indique $f(\theta_j^{(k)})$.

La $k^{\text{ème}}$ itération produit un ensemble de $(n + 1)$ sommets qui définissent autrement un simplexe différent pour la prochaine itération de sorte que $\Delta_{k+1} \neq \Delta_k$. Puisque nous cherchons à minimiser f , alors $\theta_1^{(k)}$ représente le meilleur point (sommets), $\theta_{n+1}^{(k)}$ représente le plus mauvais point, et $\theta_n^{(k)}$

représente le prochain mauvais point. De même, $f_{n+1}^{(k)}$ est définie comme étant la plus mauvaise valeur de la fonction objectif, et ainsi de suite. Une interprétation intuitive de cet algorithme est qu'une direction de recherche est définie par le plus mauvais point (celui dont la fonction coût est la plus élevée) et le barycentre (centre de gravité) des sommets hormis le plus mauvais. Le simplexe peut accélérer (expansion) ou décélérer (contraction) dans cette direction pour localiser une région optimale et zoomer (rétrécissement) vers l'optimum. D'une manière générale, une itération générique présente deux possibilités : *i*) un nouveau sommet au moins meilleur que le plus mauvais sommet lui est substitué, sinon, *ii*) un rétrécissement est effectué où un ensemble de n nouveaux points plus le meilleur des anciens points constituent le simplexe de la prochaine itération.

La Fig. 3.16 suivante montre les effets de transformations qu'un simplexe subit dans un domaine bidimensionnel, d'où le simplexe original est représenté avec un trait continu sur le côté gauche de cette figure, tandis qu'il est parallèlement dessiné avec des traits discontinus sur le côté droite de la même figure, et le nouveau simplexe opérationnel résultant lors d'une transformation est également tracé avec un trait continu sur le côté droite toujours.

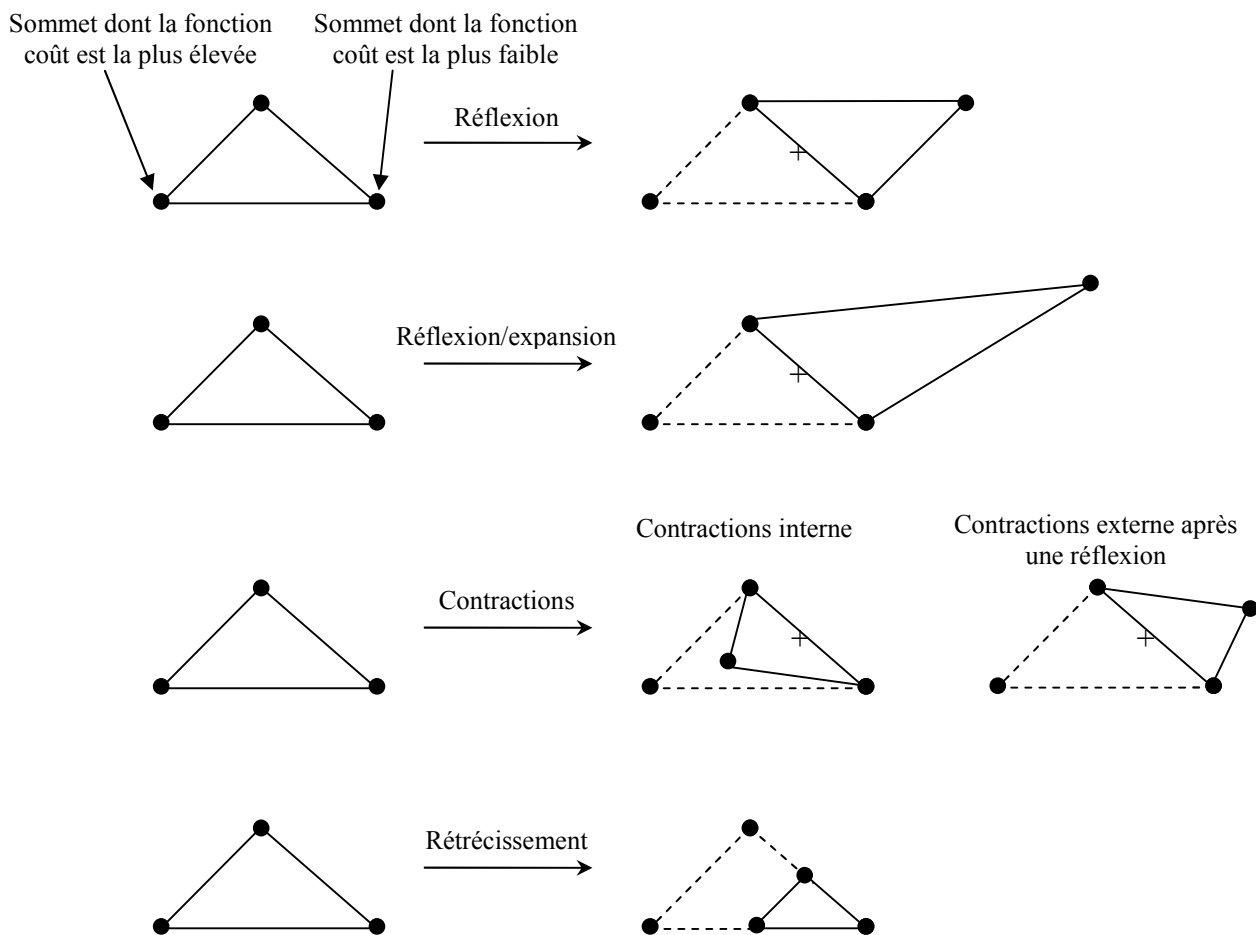


Fig. 3.16 – Opérations que le simplexe subit dans la méthode de Nelder–Mead. Le simplexe original est représenté par des traits discontinus, et (+) représente le barycentre des sommets hormis le plus mauvais.

Une seule itération de l'algorithme de Nelder–Mead peut être récapitulée dans les étapes suivantes :

(i) Classement: classer les $(n + 1)$ sommets pour satisfaire $f(\theta_1) \leq f(\theta_2) \leq \dots \leq f(\theta_{n+1})$

(ii) Réflexion:

♦ Calculer le point de réflexion θ_r :

$$\theta_r = \bar{\theta} + \rho (\bar{\theta} - \theta_{n+1}) = (1 + \rho) \bar{\theta} - \rho \theta_{n+1} \quad (3.25)$$

où $\bar{\theta} = \sum_{j=1}^n (\theta_j / n)$ est le barycentre des n meilleurs points (tous les sommets hormis le plus mauvais point θ_{n+1}).

♦ Évaluer $f_r = f(\theta_r)$.

♦ Si $f_1 \leq f_r < f_n$, accepter le point réfléchi θ_r et terminer l'itération.

(iii) Expansion: Si $f_r < f_1$,

♦ Calculer le point d'expansion θ_e :

$$\theta_e = \bar{\theta} + \chi (\theta_r - \bar{\theta}) = \bar{\theta} + \rho \chi (\bar{\theta} - \theta_{n+1}) = (1 + \rho \chi) \bar{\theta} + \rho \chi \theta_{n+1} \quad (3.26)$$

♦ Évaluer $f_e = f(\theta_e)$.

♦ Si $f_e < f_r$, accepter θ_e et terminer l'itération;

♦ Autrement (si $f_e \geq f_r$); accepter θ_r , et terminer l'itération.

(iv) Contraction: Si $f_r \geq f_n$, exécuter une contraction entre $\bar{\theta}$ et le meilleur entre θ_{n+1} et θ_r .

a. Contraction externe: Si $f_n \leq f_r < f_{n+1}$ (c'est-à-dire, θ_r est strictement meilleur que θ_{n+1}),

exécuter une contraction externe;

♦ Calculer le point de contraction externe :

$$\theta_c = \bar{\theta} + \gamma (\theta_r - \bar{\theta}) = \bar{\theta} + \rho \gamma (\bar{\theta} - \theta_{n+1}) = (1 + \rho \gamma) \bar{\theta} + \rho \gamma \theta_{n+1} \quad (3.27)$$

♦ Évaluer $f_c = f(\theta_c)$.

♦ Si $f_c \leq f_r$, accepter θ_c et terminer l'itération.

♦ Autrement; passer à l'étape **(v)** (exécuter un rétrécissement).

b. Contraction interne: Si $f_r \geq f_{n+1}$, exécuter une contraction interne,

♦ Calculer le point de contraction interne :

$$\theta_{cc} = \bar{\theta} - \gamma (\bar{\theta} - \theta_{n+1}) = (1 - \gamma) \bar{\theta} + \gamma \theta_{n+1} \quad (3.28)$$

♦ Évaluer $f_{cc} = f(\theta_{cc})$.

♦ Si $f_{cc} < f_{n+1}$, accepter θ_{cc} et terminer l'itération.

♦ Autrement; passer à l'étape **(v)** (exécuter un rétrécissement).

(v) Exécuter une étape de rétrécissement : calculer (n) nouveaux sommets, et évaluer f en ces sommets :

$$w_j = \theta_1 + \zeta(\theta_j - \theta_1), \quad j = 2, \dots, n+1 \quad (3.29)$$

♦ Les $(n+1)$ sommets non-classés du simplexe à la prochaine itération sont $\theta_1, w_2, \dots, w_{n+1}$.

La méthode de Nelder–Mead donne fréquemment des améliorations significatives dès les premières itérations et produit rapidement des résultats tout à fait satisfaisants. En outre, la méthode exige typiquement seulement une ou deux évaluations de la fonction coût par itération, sauf que dans les transformations de rétrécissement, qui sont extrêmement rares dans la pratique. Ce principe est très important dans les applications où chaque évaluation de la fonction coût prend un temps de calcul important. Pour de tels problèmes, la méthode de Nelder–Mead est souvent plus rapide que d'autres méthodes, particulièrement ceux qui exigent au moins n évaluations de la fonction coût par itération. Dans beaucoup de tests numériques, cette méthode réussit à obtenir une bonne réduction des valeurs de la fonction coût en utilisant un nombre relativement petit d'évaluations.

3.4.4. METHODE D'ESTIMATION BASEE SUR L'AJUSTEMENT DE COURBE AUX DONNEES

La nouvelle méthode proposée présentement est basée principalement sur l'algorithme classique de Nelder–Mead (cf. section 3.4.3). Un attribut de l'algorithme de Nelder–Mead est ne pas requérir le calcul de gradient comme déjà mentionné. Or le calcul de sensibilités d'estimation est souvent une étape laborieuse et délicate dans les modèles de systèmes physiques complexes. Le second avantage de Nelder–Mead est d'être une méthode rapide et précise par rapport aux méthodes de recherches stochastiques. Par exemple, les AG sont numériquement coûteux quand on a besoin de résultats précis [82]. Ces avantages de Nelder–Mead sont ceux, plus généralement, des algorithmes de recherche directe [83, 84]. Le but de la technique d'ajustement de courbe aux données réelles proposée est de trouver une courbe lisse qui ajuste (sur la moyenne) les points dispersés des données réelles, et de donner en conséquence les paramètres prévus correspondants au meilleur ajustement. Dans le chapitre 2 de ce mémoire, nous avons discuté amplement les différents modèles statistiques du clutter de mer, et choisi par contre celui le plus adapté qui peut fournir une meilleure description stochastique de ce genre de clutter. Le modèle mathématique de la CDF de l'intensité du clutter-plus-bruit a été également développé en terme de la probabilité cumulative totale de fausse alarme, en fonction du seuil de détection " th ", qui est utilisée ici comme étant un modèle d'ajustement (*Fit model*). Le meilleur ajustement est tout simplement obtenu par une comparaison directe de la CDF réelle expérimentalement mesurée avec un ensemble de courbes dérivées à partir du modèle théorique donné par l'équation (2.32), en sélectionnant ensuite la courbe la plus proche que possible aux données (c'est-à-dire, celle qui présente moins d'erreur avec les données). Donc, selon l'équation (3.19), un résiduel peut être formulé, dans notre cas, comme étant la différence entre la CDF expérimentalement mesurée des données observées et le modèle théorique (statistique) de la CDF, et étant donné par

$$r = P_{FA,real} - P_{FA}(th | y; \hat{\nu}, \hat{b}, \hat{\sigma}) \quad (3.30)$$

où, r est le résiduel. $\hat{\nu}$, \hat{b} sont respectivement les paramètres à estimer de la distribution- K , et $2\hat{\sigma}^2$ est le niveau moyen estimé de la puissance du bruit thermique. $P_{FA,real}$ est la CDF empirique des données observées réellement définie ici comme étant la probabilité totale de fausse alarme réelle, et $P_{FA}(th|y;\hat{\nu},\hat{b},\hat{\sigma})$ est le modèle mathématique de la CDF de l'intensité du K -clutter-plus-bruit thermique en terme de probabilité totale de fausse alarme. La notation $P_{FA}(th|y;\hat{\nu},\hat{b},\hat{\sigma})$ ne distingue pas entre la variable aléatoire ($th|y$) et sa réalisation.

Estimer une densité de probabilité, ou une densité de probabilité cumulative est un problème délicat à résoudre. La tâche devient encore plus complexe lorsque la densité de probabilité à estimer est une fonction multi-variable. Pratiquement, il existe plusieurs méthodes d'estimation de la FDP à partir des données réelles, comme par exemple: la méthode des histogrammes, la méthode généralisée des histogrammes, et la méthode des approximants de Padé [85]. Dans ce travail, on s'intéressera à la première méthode des histogrammes, qui a été employée présentement pour estimer la $P_{FA,real}$ (CDF réelle ou simulée), à cause de sa simplicité et son efficacité pour notre cas (pour plus de détails voir annexe C). Cette méthode est une méthode empirique puisqu'il ne s'agit que d'un comptage de valeurs, à partir d'échantillons issus d'une même loi et le résultat de l'estimation se présente sous la forme d'un histogramme de valeurs (d'où son nom).

Après avoir estimé raisonnablement la CDF, l'intérêt se dirige maintenant vers l'objectif essentiel de ce travail. D'où, il est nécessaire d'estimer correctement à la fois les trois paramètres de la distribution- K en utilisant un algorithme non-linéaire sans contrainte multidimensionnel de minimisation basé sur la méthode directe de recherche de Nelder-Mead. Dans certains cas, les données réelles peuvent avoir différente exactitude, fiabilité, et incertitude, alors dans ce cas, nous avons besoin à une évaluation de l'ajustement de courbe dans le sens des moindres carrés, qui sont très adaptés pour traiter de telles données, dans telles circonstances. En faisant ceci, nous devons minimiser la somme de carrés des résiduels donnés par la fonction coût (objectif) non-linéaire de l'équation suivante

$$\min_{\hat{\theta} \in \mathbb{R}^3} f(\theta) = \sum_{i=1}^m r_i^2 = \sum_{i=1}^m (P_{FA,real}^i - P_{FA}^i(th|y;\hat{\theta}))^2 \quad (3.31)$$

où m est le nombre de points de données inclus dans l'ajustement, r_i , est le résiduel donné au $i^{ème}$ point de données, et $\hat{\theta} \in \mathbb{R}^3$, est un sommet d'un simplexe opérationnel dans l'espace tridimensionnel; ses coordonnées cartésiennes sont définies dans notre cas par les trois paramètres à estimer ($\hat{\nu}, \hat{b}, \hat{\sigma}$).

En fait, une solution fortement précise de l'équation (3.31) n'est pas nécessaire, et peut être impossible à calculer. Tout ce qui est désiré actuellement est une amélioration des résultats d'estimations, plutôt que l'optimisation parfaite de cette fonction objectif non-linéaire. En outre, la méthode proposée basée sur l'algorithme de Nelder-Mead exécute une séquence de transformations du

simplexe opérationnel Δ , visant pour diminuer les valeurs de la fonction coût à ses sommets. Les points tests sont calculés, à chaque étape, par un processus de transformation et les valeurs correspondantes de la fonction coût sont ensuite comparées de leur côté à ceux obtenues aux sommets. A chaque itération, on remplace le moins bon point par un point meilleur. Ce processus se termine si le simplexe opérationnel Δ devient suffisamment petit dans certain sens, ou lorsque les valeurs correspondantes de la fonction coût sont assez étroites dans certain sens. D'où après un nombre suffisant d'itérations, la méthode converge vers un minimum global, duquel on extrait les valeurs numériques correspondantes aux paramètres inconnus qui sont définis comme étant les coordonnées du meilleur point (sommet) dans le simplexe opérationnel satisfaisant les conditions exigées. Autrement, une mise à jour du simplexe opérationnel doit être installée et la méthode devra chercher à nouveau le minimum (pour plus de détails voir annexe D, dont un organigramme bien détaillé de la méthode proposée est bien établi). Mais d'une manière générale, la méthode d'estimation proposée présentement basée sur l'algorithme de Nelder-Mead peut être récapitulé dans les étapes suivantes :

- (i) Estimer la CDF empirique des données observées (réelles ou simulées).
- (ii) Initialiser la méthode.
- (iii) Calculer les n sommets restants du simplexe opérationnel initial de l'algorithme de Nelder-Mead en utilisant l'équation (3.21) qui est liée au point initial de la méthode.
- (iv) Évaluer la fonction coût (c-à-d, la somme des carrés des résiduels donnés par l'équation (3.31)), à chaque point (sommet) du simplexe opérationnel.
- (v) Répéter les étapes suivantes jusqu'à ce que le test d'arrêt soit satisfait.
 - a) calculer l'information sur le test d'arrêt (la condition d'arrêt).
 - b) si le test d'arrêt est satisfait alors, accepter le meilleur sommet du simplexe opérationnel, et aller à l'étape (vi), autrement transformer le simplexe opérationnel, en utilisant l'algorithme de Nelder-Mead, et aller à l'étape (iv).
- (vi) Retourner le meilleur point (sommet) du simplexe opérationnel Δ , ainsi sa valeur associée de la fonction coût.

Il faut noter que l'initialisation, de la méthode d'ajustement proposée dans ce mémoire, est une tâche fortement importante, pour assurer des lancements appropriés de celle-ci. Et pour les avoir, il y a certaines précautions à prendre en considération pour éviter toute divergence vers une solution locale. En fait, savoir correctement l'état de la mer est une tâche simple et facile, où, d'après les observations réelles (les échantillons), nous pouvons, à l'œil nue seulement, discriminer un clutter très pointu d'un autre Rayleigh (un bruit thermique), en faisant appel aux caractéristiques du clutter de mer, déjà mentionnés lors du chapitre 2 de ce mémoire. Par exemple pour un clutter pointu à haute résolution, dont les valeurs du paramètre de forme appartient souvent à l'intervalle $[0.1, 1]$, nous pouvons facilement distinguer les « *spikes* » (qui sont de forts échos radar) apparaissant de manière sporadique

dans l'échantillon testé. Ce qui nous oblige de donner, au paramètre de forme, une valeur initiale appartient à cette intervalle, ou proche à celle-ci, et voilà pour assuré un meilleur lancement de l'algorithme, et éviter en conséquence tout arrêt prématuré de celui-ci. Si une meilleure courbe ajustée aux données est parfaitement atteinte alors, nous pouvons accepter les paramètres résultants qui satisfont les conditions prédéterminées pour minimiser la fonction objectif, et qui reflètent en conséquence les paramètres inconnus de la CDF théorique (qui est l'une des dérivées du modèle stochastique de la distribution- K composée, et qui partage avec celui-ci les mêmes paramètres). Autrement, nous devons prendre plus de mesure, ou bien répéter immédiatement le processus de collection de données réelles pour obtenir de meilleurs résultats.

3.4.5. APPLICATION DE LA NOUVELLE PROCEDURE D'ESTIMATION

Dans cette section, nous présentons quelques résultats de simulation pour prouver l'efficacité de cette nouvelle approche qui représente l'essentiel de ce mémoire. On peut distinguer facilement sa supériorité et sa robustesse devant les autres méthodes proposées dans la littérature et qui sont déjà mentionnées lors de ce chapitre. Les valeurs numériques des paramètres (inconnus) de la distribution- K en présence du bruit thermique peuvent être obtenues simultanément en utilisant la nouvelle méthode d'estimation (*The new parametric curve fitting estimation method*) basée sur l'algorithme de Nelder-Mead, comme décrit ci-avant. Et pour atteindre ce but, nous avons simulé les données K -distribuées, tenant en compte la présence du bruit thermique, pour différentes valeurs de ν , et du CNR , et à chaque fois la nouvelle technique est utilisée pour estimer les paramètres inconnus.

Tout d'abord, et avant de tester l'efficacité et la robustesse de cette nouvelle approche, on va essayer de présenter certains exemples illustratifs, et voilà pour éclaircir la compréhension de son mécanisme et savoir mieux son fonctionnement et sa démarche. Quelques résultats de simulation sont montrés dans les Figs. 3.17 – 3.20, qui représentent quelques tracés de la fonction de distribution cumulative empirique simulée, en fonction du seuil de détection th , exprimé ici par α , le seuil normalisé au niveau moyen du clutter. La courbe ajustée de la CDF théorique, donnée par (2.32), a été également tracée de la même façon, en utilisant les paramètres estimés résultants. Ces graphiques étudient primordialement l'influence de la taille des observations (de l'échantillon) sur la qualité d'estimation dans différents types environnements. Pour étudier cette influence, les variables aléatoires K -distribuées indépendantes et identiquement distribuées sont simulées en premier lieu en utilisant mille échantillons, $M=1000$, avec une intégration non-cohérente de dix impulsions successives, $N=10$, avec un paramètre de forme $\nu=0.1$, et, $CNR=0\text{dB}$, et les résultats sont bien présentés sur la Fig. 3.17. Davantage, d'autres résultats de simulation sont montrés également sur les Figs. 3.18 et 3.19, où les paramètres estimés sont obtenus de la même manière, mais avec différentes valeurs de ν et avec des $CNRs$ modifiés. Particulièrement pour la Fig. 3.20, la CDF simulée est estimée en utilisant $M=10000$, en supposant toujours une intégration non-cohérente de dix impulsions. D'autre part, les valeurs

numériques estimées résultantes des paramètres inconnus sont employées ensuite pour tracer les courbes ajustées, qui sont également montrées sur les Figs. 3.17–3.20. De plus, on peut remarquer d'après ces mêmes figures que les courbes ajustées sont en bons ajustements avec la queue de la CDF mesurée à partir des données simulées, et la résolution des résultats d'estimations est très évidente pour chaque type donné de clutter de mer, comme illustrée dans le tableau 3.1 (noter que pour chaque figure les paramètres estimés sont récapitulés dans le tableau 3.1).

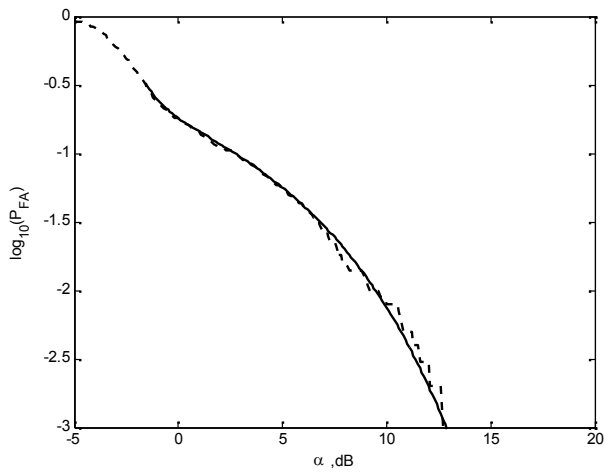


Fig. 3.17 – Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.1$, $CNR=0\text{dB}$, $N=10$, et $M=1000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue).

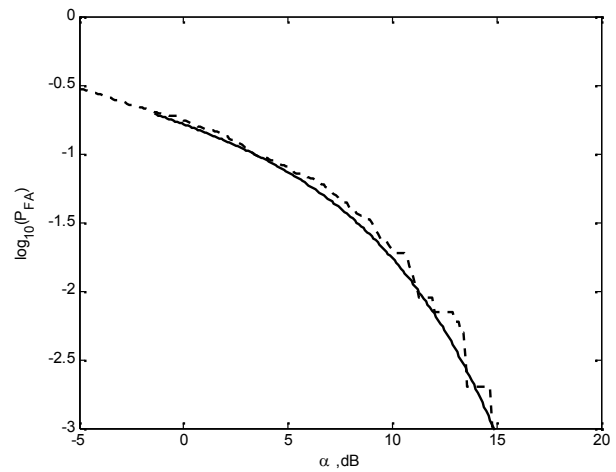


Fig. 3.18 – Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.1$, $CNR=10\text{dB}$, $N=10$, et $M=1000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue).

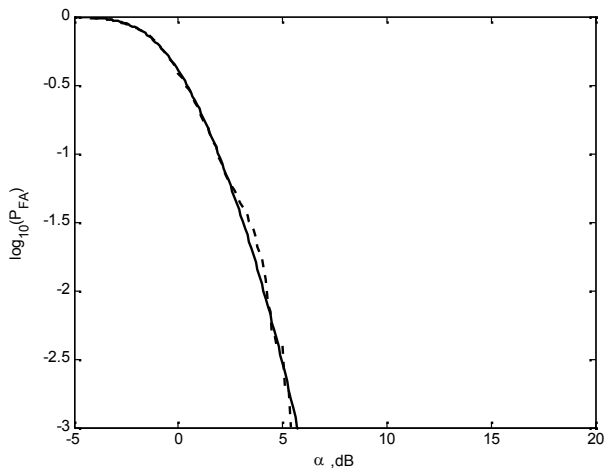


Fig. 3.19 – Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.5$, $CNR=-5\text{dB}$, $N=10$, et $M=1000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue).

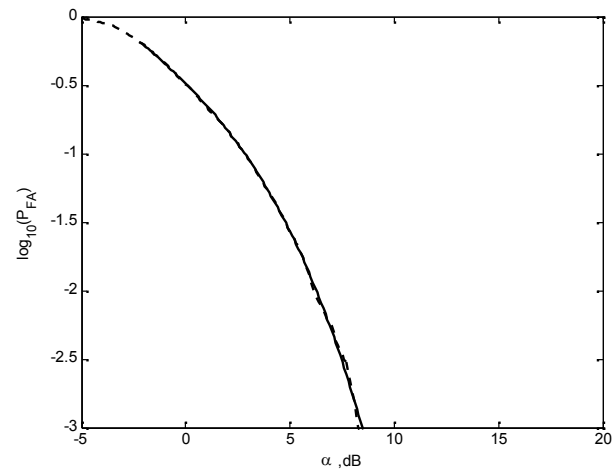


Fig. 3.20 – Comparaison entre la fonction de distribution cumulative des données simulées pour $\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$, $N=10$, et $M=10000$ (ligne pointillée), et la courbe ajustée aux données (ligne continue).

Table 3.1 – Paramètres estimés de la distribution-K en présence du bruit thermique avec la nouvelle technique.

Fig. n°	Paramètres du K-clutter simulé en présence du bruit				M	N	Paramètres estimés		
	ν	CNR (dB)	b	σ			$\hat{\nu}$	\hat{b}	$\hat{\sigma}$
3.17	0.1	0	0.5046	0.5000	1000	10	0.1163	0.5433	0.4706
3.18	0.1	10	0.3742	0.2132	1000	10	0.0938	0.3715	0.3501
3.19	0.5	-5	1.6278	0.6163	1000	10	0.8330	1.9526	0.5992
3.20	0.5	0	1.1284	0.5000	10000	10	0.5329	1.1471	0.4903

où M : est la taille de l'échantillon, et N : est le nombre des impulsions intégrées.

Afin d'apprécier la supériorité de cette méthode, et savoir mieux son comportement, d'autres simulations sont élaborées pour plusieurs types de clutter de mer, selon les paramètres de celui-ci, la taille des observations et le nombre des impulsions intégrées. L'objectif essentiel, visé présentement dans ce sous-paragraphe, est de mettre en valeur l'influence des différents éléments (de simulation) utilisés, et savoir en conséquence le rôle de chacun. D'où, les tableaux 3.2, et 3.3, étudient de leur côté cette influence d'une manière plus précise. Maintenant, nous présentons quelques cas très durs d'estimation pour illustrer et prouver l'efficacité et la robustesse de la nouvelle méthode, et mettre en évidence la précision des résultats d'estimation obtenus pour chaque paramètre de la distribution- K . Notons ici que le sens donné au mot « précision » est l'écart type enregistré entre chaque paramètre inconnu désiré et son estimation, c'est-à-dire qu'on va étudier sérieusement l'influences des paramètres environnementaux et d'autres dépendant au system radar lui-même, mais aussi les performances de la méthode proposée dans le sens des écarts types. Dans les présentes simulations, et à chaque fois, une intégration non-cohérente de 10 impulsions est supposée, et la dimension de l'échantillon observé est choisie pour être 1000 et puis 10000 échantillons respectivement. D'un autre côté, pour valider notre supposition 1000 réalisations indépendantes ont été réalisées à chaque fois pour créer les statistiques et par conséquence les moyennes de chaque paramètre sont obtenues ensuite, ainsi les écarts types correspondants. Dans la cinquième, et la sixième colonne de tableau 3.2 et 3.3, la moyenne et l'écart type (*the standard deviation*) du paramètre de forme ν sont bien installés. Dans les autres colonnes suivantes la moyenne et l'écart type du paramètre d'échelle b et du paramètre σ sont également installés respectivement.

Le premier constat illustré par la table 3.2 est le suivant : pour $M=1000$ échantillons indépendants, il est bien montré que la variabilité des résultats obtenus d'estimation des trois paramètres utilisant cette méthode est très évidente comparée à celle obtenue dans le tableau 3.3 avec une taille suffisamment grande de l'échantillon de test (≤ 10000 échantillons indépendants). Alors, plus la taille d'observations augmente, plus la précision de la méthode s'améliore, mais les résultats sont acceptables dans la plupart de cas d'estimation, et aucun changement crucial de la qualité d'estimation n'est observé. Malgré qu'en pratique, la taille réduite d'échantillon engendre certaine variabilité sur les résultats d'estimation, nous pouvons conclure que la méthode proposée converge généralement vers une solution acceptable relativement quelle que soit la taille des observations et le type du clutter de mer (c'est-à-dire, la situation de la mer), comme l'affirmait la théorie, ce qui prouve certainement le bien-fondé de nos propositions.

D'un autre côté, nous pouvons constater d'après ces deux mêmes tableaux que le type de clutter (ou la situation de la mer) joue un rôle important. D'où lorsque le clutter devient très pointu ($\nu \rightarrow 0.1$), les résultats d'estimation présentent moins de variabilité par rapport au cas d'un clutter assez pointu ($\nu > 1$). Par exemple, pour $\nu = 0.1$, avec un $CNR = 0$ dB, $N=10$, et $M=1000$, l'écart type

enregistré sur le vecteur de paramètre de forme estimé, $\hat{\nu}$, égale à 0.0250, tandis qu'il égale à 1.5685, pour $\nu = 1.5$, dans les mêmes conditions. D'une manière générale, nous avons constaté lors de simulations faites que tous les paramètres estimés ($\hat{\nu}$, \hat{b} , et $\hat{\sigma}$) possèdent un écart type très réduit relativement (voir. Tableau 3.2 et 3.3). Alors, une conclusion peut être extraite de cette analyse : la variabilité des résultats d'estimation diminue lorsque le paramètre ν diminue (c'est-à-dire, lorsque le clutter devient pointu de plus en plus). En revanche, la variabilité augmente lorsque le paramètre ν augmente, ce qui prouve évidemment la supériorité, la précision incontestable et la robustesse de la méthode proposée particulièrement pour le cas le plus intéressant dans les applications radar où ν est très petit ($\nu \rightarrow 0.1$), dont la mer est très agitée (c'est-à-dire, dans les plus mauvaises conditions et circonstances).

Table 3.2 – Moyennes statistiques et écarts types (std) des trois paramètres estimés de la distribution- K pour $M=1000$, et $N=10$.

Paramètres du K -clutter simulée en présence du bruit				Moyenne statistique et écart type (std) des paramètres estimés					
ν	CNR dB	b	σ	$E[\hat{\nu}]$	$std(\hat{\nu})$	$E[\hat{b}]$	$std(\hat{b})$	$E[\hat{\sigma}]$	$std(\hat{\sigma})$
0.1	0	0.5046	0.5000	0.1231	0.0250	0.5542	0.0668	0.4745	0.0133
0.5	0	1.1284	0.5000	0.5865	0.2507	1.1536	0.1452	0.4738	0.0790
1.0	0	1.5958	0.5000	1.3223	0.8013	1.6688	0.2433	0.4575	0.1126
1.5	0	1.9544	0.5000	2.0159	1.5685	2.0543	0.3660	0.4344	0.1619
0.1	10	0.3742	0.2132	0.1123	0.0164	0.3727	0.0455	0.1758	0.1211
0.5	-5	1.6278	0.6163	0.8027	0.2133	1.9027	0.1457	0.5978	0.0106
1.0	10	1.1835	0.2132	0.9363	0.2690	1.1519	0.0965	0.1812	0.1998
1.5	-5	2.8195	0.6163	2.1602	3.1099	2.7622	0.7272	0.5964	0.0586

Note: 1000 réalisations indépendantes sont employées pour créer les statistiques et les moyennes sont obtenues à chaque fois.

Table 3.3 – Moyennes statistiques et écarts types (std) des trois paramètres estimés de la distribution- K pour $M=10000$, et $N=10$.

Paramètres du K -clutter simulée en présence du bruit				Moyenne statistique et écart type (std) des paramètres estimés					
ν	CNR dB	b	σ	$E[\hat{\nu}]$	$std(\hat{\nu})$	$E[\hat{b}]$	$std(\hat{b})$	$E[\hat{\sigma}]$	$std(\hat{\sigma})$
0.1	0	0.5046	0.5000	0.1057	0.0158	0.5152	0.0412	0.4897	0.0213
0.5	0	1.1284	0.5000	0.5077	0.0391	1.1302	0.0309	0.4963	0.0080
1.0	0	1.5958	0.5000	1.0186	0.2296	1.5944	0.1307	0.4992	0.0209
1.5	0	1.9544	0.5000	1.5910	0.3437	1.9761	0.1179	0.4932	0.0258
0.1	10	0.3742	0.2132	0.0986	0.0080	0.3719	0.0111	0.1940	0.1324
0.5	-5	1.6278	0.6163	0.5772	0.0969	1.6775	0.0819	0.6059	0.0074
1.0	10	1.1835	0.2132	0.9717	0.1495	1.1720	0.0419	0.1898	0.1399
1.5	-5	2.8195	0.6163	1.9141	2.1017	2.8550	0.5149	0.6154	0.0541

Note: 1000 réalisations indépendantes sont employées pour créer les statistiques et les moyennes sont obtenues à chaque fois.

Davantage, l'influence du rapport clutter-sur-bruit, CNR , sur la qualité d'estimation a été parallèlement étudiée. Où, nous pouvons constater clairement, d'après les tableaux 3.2 et 3.3, que la précision de la méthode est sensiblement affecté par le changement du CNR , d'où, plus le CNR augmente, plus les résultats enregistrés sur les paramètres estimés sont bien précis comparés à ceux obtenus pour un CNR réduit relativement, mais cette sensibilité se diminue lorsque la taille

d'observations augmente, où une meilleure précision a été enregistré avec des $CNRs$ relativement importants, pour une taille d'échantillon suffisamment grande. On peut donc conclure également à la robustesse de la méthode face aux influences du CNR (qui est souvent un paramètre lié au système radar lui-même).

En fait, contemplant soigneusement cet exposé de simulation, notre méthode semble la plus pragmatique et la plus efficace jusqu'aujourd'hui, d'où elle a fait un succès frappant et est presque la seule qui a réussie de résoudre formellement le problème d'estimation des paramètres du clutter K -distribué, en présence du bruit thermique d'une manière simultanée. Cependant elle a quelques limitations qu'il faut les noter; particulièrement si la fonction non-linéaire multidimensionnelle à minimiser ne peut pas décrire complètement la variabilité dans les données enregistrées empiriquement (c'est-à-dire, le nombre de points de données inclus dans l'ajustement n'est pas suffisant). Dans ce cas-ci, la technique proposée peut diverger aux valeurs non-désirées et nous fournir ainsi seulement des minima locaux, surtout pour un clutter de mer Rayleigh ($\nu \rightarrow \infty$). De plus, si les données acquises sont de très haute résolution (c'est-à-dire, le nombre de points de données inclus dans l'ajustement est très grand que la quantité nécessaire), la complexité de calcul devient plus inabordable ce qui est inacceptable dans les applications en temps réel tel que les systèmes de communication radar, ce qui représente un autre inconvénient, qu'on doit le surmonter prochainement. Malheureusement, il n'y a aucune technique capable de fournir la résolution nécessaire et de donner exactement le nombre de points de données assurant une qualité acceptable d'estimation dans un temps de calcul minimum, ainsi nous devons choisir ce nombre empiriquement suivant les difficultés et les circonstances de l'estimation. Par ailleurs, la méthode proposée est réalisée notamment en estimant la CDF simulée, alors pratiquement la qualité d'ajustement paramétrique aux données simulées peut être liée directement à la qualité d'estimation de la CDF, ce qui affecte en conséquence la qualité d'estimation des paramètres de la distribution- K . De plus, le manque d'une théorie de convergence pour la méthode de Nelder-Mead peut causer, dans la pratique, un arrêt inévitable de l'algorithme, et la méthode proposée peut prendre une énorme quantité d'itérations, et fournir, en conséquence, une amélioration négligeable dans la qualité d'estimation. Ceci est habituellement résulte dans le cas d'arrêt prématuré des itérations. Une approche heuristique à traiter de tels cas est de remettre en marche l'algorithme plusieurs fois, avec un nombre raisonnablement petit des itérations permises par exécution.

La conclusion de ce paragraphe est que dans les conditions normales (en pratique) la méthode proposée converge souvent aux solutions globales, d'une manière rapide (après quelques itérations seulement), avec une excellente précision. Nous pouvons conclure également d'après la présente étude et les résultats obtenus que la nouvelle méthode donne de meilleures qualités d'estimations pour le cas le plus intéressant dans les applications radar, où le clutter est très pointu (c'est-à-dire, la mer est agitée). Dans telles circonstances, la méthode proposée manifeste fermement une efficacité

incontestable, et une supériorité évidente, ce qui la rend plus pragmatique et plus adaptée pour établir une meilleure estimation, ce qui rend en conséquence le problème de la détection des cibles plus facile. Par contre pour un clutter Rayleigh (c'est-à-dire, bruit thermique), la méthode proposée s'exécute d'une manière médiocre, et apparue souvent impuissante d'établir une estimation acceptable dans telles conditions. Mais heureusement, sous ces conditions il est bien connu que la mer soit nettement calme, et le clutter de mer puisse être interprété comme étant un processus aléatoire, de nature gaussienne, simple à traiter, et la détection des cibles devienne alors plus facile, et fortement aisée, dans ce cas-ci, nous n'avons pas le besoin d'utiliser la méthode proposée. En fin, l'avantage majeur de la méthode proposée est qu'elle ait la possibilité de faciliter durement le procédé d'estimation dans les mauvaises circonstances et conditions, pour lesquelles la détection des cibles marines devient une tâche fortement difficile. Pour cette raison, elle prend le dessus sur ces concurrentes, et sa supériorité est très évidente devant celles-ci, d'où il n'y a aucune technique résolvant le problème d'estimation d'une manière explicite avec la même efficacité que celle proposée présentement.

3.5. CONCLUSION

Lors de ce chapitre, deux méthodes à différentes stratégies ont été proposées pour estimer les paramètres inconnus de la distribution- K en présence de bruit thermique. L'étude des performances de ces différents estimateurs a montré que la nouvelle méthode d'estimation basée principalement sur l'algorithme classique de Nelder-Mead est plus pragmatique et a beaucoup d'avantages à être retenu comme un estimateur (*optimum*) des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique, à cause de sa robustesse, sa supériorité, son efficacité évidente, et son succès frappant dans les différentes conditions, mais aussi puisqu'elle est assez coûteuse, d'un point de vue calcul. Il reste seulement à la mettre en œuvre prochainement dans les applications radar réelles les plus intéressantes.

Cette nouvelle méthode étant généralement construite pour remédier les problèmes d'estimation durement posés et ainsi pour palier aux inconvénients des autres méthodes proposées dans la littérature, et celle proposée parallèlement dans ce chapitre basant sur les architectures neuronales et floues. De plus, il ne faut cependant pas négliger l'importance de ces estimateurs neuronales et floues, puisqu'ils fournissent de leur côté de meilleures qualités d'estimation, particulièrement pour un clutter Rayleigh (dont l'approche proposée basée sur l'algorithme classique de Nelder-Mead souffre et fonctionne communément d'une manière médiocre), mais il reste seulement à les développer pour avoir la possibilité d'établir une estimation simultanée de tous les paramètres du clutter de mer, sans avoir le besoin d'une connaissance *a priori* du *CNR*.

Chapitre 4

Analyse de la Détection CFAR dans un Clutter de Mer K -distribué en Présence du Bruit Thermique



4.1. INTRODUCTION

Le signal reçu au niveau d'un système de communication radar est constamment accompagné avec le bruit thermique, et la performance des détecteurs du signal se dégrade sérieusement par la négligence entière de ce dernier, ce qui empire extrêmement leurs caractéristiques de détectabilité. D'un point de vue pratique, ces détecteurs (récepteurs) radar ne sont que des instruments électroniques sensibles fortement au bruit thermique. Dans la plus part des situations pratiques, il est certainement connu d'après les études qui ont été déjà faites que le bruit thermique produit par certaines sources environnementales, qui entourent le système radar en utilisation, ou même généré par ce système radar lui-même soit incontestablement inévitable. Donc, le fait d'éliminer ce dernier dans une étude ou dans un traitement du signal radar, alors qu'il est certainement présent dans la série temporelle du signal observé, ne représente qu'une supposition incorrecte fournissant en conséquence une solution triviale, insuffisante à traiter soigneusement ce signal. Dans ce cas, il est impossible de le distinguer, et sa suppression devient évidemment une tâche fortement difficile, ce qui influe sérieusement la performance de la détection des cibles dans telles conditions. De plus, nous avons constaté lors de chapitre 2 que l'environnement marin (ou océanique) est un milieu complexe et changeant ce qui engendre des variations rapides et importantes des portées des systèmes radar, alors la négligence du bruit thermique va compliquer de plus en plus l'étude et l'analyse de ce milieu.

Dans le cadre général de la présente étude, on va essayer maintenant de traiter le problème de la détection adaptative en environnement marin, en faisant appel à quelques techniques de détection CFAR déjà proposés dans la littérature. D'un point de vue conceptuel, ce type de détecteurs a principalement pour but de maintenir un taux de fausse alarme constant, CFAR, tout au long de traitement, en adaptant automatiquement le calcul du seuil de détection en dépit de la variation locale de la puissance du clutter. Plusieurs travaux de recherches dans la surveillance maritime, dont différentes techniques de détection à taux de fausse alarme constant ont été analysés particulièrement

en présence du clutter de mer qui est accompagné souvent par d'autres signaux de retours, à savoir par exemple les interférentes qui interagissent de leur côté la performance de détection des cibles marines désirées. Cependant, le problème de présence du bruit thermique n'est pas contourné dans ces travaux de recherche malgré son importance dans telles études ce qui limite alors leurs domaines de validité d'un côté, et fait l'appel à ne pas négliger prochainement ce type de bruit afin de pouvoir estimer raisonnablement le niveau de puissance local, et voilà pour avoir de meilleures performances en détection. Au cours de ce dernier chapitre, une étude théorique et expérimentale, strictement suffisante, du problème de la détection automatique CFAR des cibles noyées dans un clutter de mer en présence du bruit thermique a été élaborée, et voilà pour mieux comprendre le comportement de quelques détecteurs CFAR dans tels milieux. L'objectif essentiel visé dans ce chapitre n'est pas proposer une nouvelle architecture CFAR concurrente à celles déjà existantes, mais plutôt chercher celle la plus adaptée et la plus efficace dans les conditions et les circonstances considérées dans la présente étude. Pour atteindre ce but, une série importante de simulations a été également effectuée à la fin de ce chapitre pour plusieurs conditions et dans divers type d'environnements (homogène et non-homogène).

4.2. MODELES STATISTIQUES DES CIBLES

Dans la nomenclature radar, le terme « cible » (soit en anglais *target*) est employée souvent pour indiquer n'importe quelle rétrodiffusion radar qui ne vient pas de l'environnement entourant cette cible. Par exemple, dans un milieu marin, une telle rétrodiffusion peut venir à partir des objets synthétiques à savoir par exemple un périscope submersible ou un bateau, ou à partir de certains objets naturels comme un iceberg par exemple. La modélisation des cibles dépend du calcul du *RCS* (*Radar Cross Section*) de l'objet ou de la cible. Le moindre changement d'orientation de la cible et les vibrations qu'elle subisse provoque le phénomène des variations du *RCS* appelées communément fluctuations. A cause des fluctuations des surfaces équivalentes des cibles observées, celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations de la cible. Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde radar utilisée. Cependant, seuls les cibles de formes sphériques ou les coins de réflecteurs vus sous un angle constant sont non fluctuantes. De plus, pour les cibles fluctuantes, le rapport signal-sur-bruit (*SNR* : *Signal-to-Noise Ratio*) est une fonction du type de fluctuation. L'amplitude du signal reçu à l'entrée du récepteur dépend du *RCS* de la cible (*target radar cross section*), qui est une mesure de la quantité de l'énergie électromagnétique des interceptions d'une cible de radar et les rétrodiffusions vers le récepteur. En général, le *RCS* de la cible est fluctuant parce que les cibles se composent de beaucoup d'éléments de rétrodiffusion et les retours de chaque élément de rétrodiffusion changent. Swerling [86], a observé que les cibles peuvent être classifiées, en gros, selon les fluctuations en quatre grands modèles statistiques.

4.2.1. MODELES DE SWERLING I

Le modèle de Swerling I appelé parfois *Scan-To-Scan Independence*, caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi de Rayleigh, telle que sa fonction de densité de probabilité est donnée par

$$f(q) = \frac{q}{\sigma_i^2} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad q > 0 \quad (4.1)$$

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

4.2.2. MODELES DE SWERLING II

Le modèle de Swerling II (*Pulse-To-Pulse Independence*) est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi de Weibull donné par

$$f(q) = \beta \frac{q^{\beta-1}}{a^\beta} \exp\left(-\left(\frac{q}{a}\right)^\beta\right), \quad q \geq 0 \quad (4.2)$$

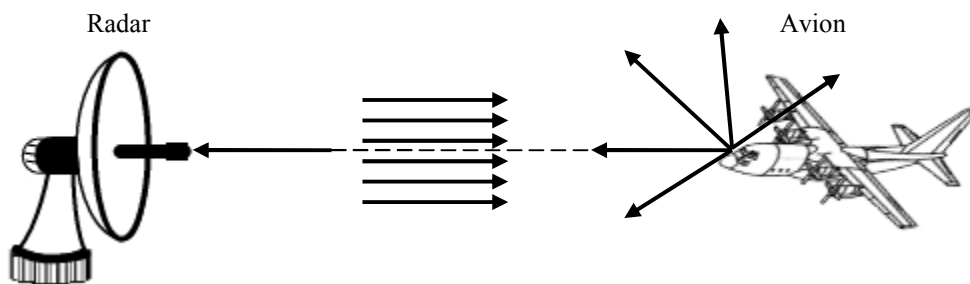


Fig. 4.1 : Conception du RCS (avions)

En pratique, les modèles de types Swerling I et II s'apparentent à des éléments réfléchissants indépendants dont aucun n'est prépondérant. De nombreuses cibles appartiennent à cette catégorie, notamment les avions (Fig. 4.1).

4.2.3. MODELES DE SWERLING III

Le modèle de Swerling III (*Scan-To-Scan Independence*), caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi de Rayleigh modifiée, d'où sa fonction de densité de probabilité est décrite par

$$f(q) = \frac{9q^3}{2\sigma_i^4} \exp\left(-\frac{3q^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad q > 0 \quad (4.3)$$

4.2.4. MODELES DE SWERLING IV

Le modèle de Swerling IV (*Pulse-to-pulse independence*) est défini par une cible rapidement fluctuante dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal reçu à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi chi-2. En pratique, les modèles de types Swerling III et IV s'apparentent à un élément réfléchissant prépondérant mais non fluctuant, associé à de nombreux éléments moins importants et indépendants. Un tel exemple sur cette catégorie des cibles est les missiles.

N.B : Noter qu'une cible non-fluctuante (c'est-à-dire, à amplitude constante) est souvent classée sous la catégorie connue par le nom Swerling 0.

Il est très intéressant de noter également que la classification des cibles selon les modèles stochastique de type de Swerling n'est pas la seule, mais il y a d'autres classifications qui ont été apparues dans la littérature telle que par exemple celle proposée par Shnidman [87]. Pour la détection optimale d'une cible particulière, caractérisée par une forme très compliquée, ou par une technologie de fabrication très évoluée, des modèles statistiques plus détaillés que ceux de Swerling, et spécifiques uniquement pour cette cible particulière, doivent être préférablement utilisés, comme par exemple un hélicoptère planant au-dessus de la surface de mer doit être modéliser correctement à la fois pour pouvoir le détecter aisément dans tels milieux. Dans ce travail et pour les besoins de l'étude, on va adopter spécialement les modèles de Swerling, qui sont souvent les plus utilisés pour analyser les performance de la détection des cibles, à cause de leur simplicité et leur flexibilité pour telle étude. Les différents modèles des cibles de Swerling sont récapitulés dans le tableau 4.1 suivant.

Table 4.1 – Modèles statistiques de Swerling caractérisant une cible.

Modèle statistique des cibles	Description
SWERLING 0	Amplitude constante
SWERLING I	FDP de l'amplitude est Rayleigh, lentement fluctuante
SWERLING II	FDP de l'amplitude est Rayleigh, rapidement fluctuante
SWERLING III	FDP de l'intensité est χ^2 , lentement fluctuante
SWERLING IV	FDP de l'intensité est χ^2 , rapidement fluctuante

4.3. PRINCIPES DE LA DETECTION ADAPTATIVE CFAR

4.3.1. DETECTION DU SIGNAL RADAR

La détection d'un signal radar noyé dans un bruit ou dans un clutter, ou même dans un clutter plus bruit peut être formulée en tant qu'un problème de test d'hypothèses [88–92]. Dans le paragraphe 1.11 du premier chapitre, une meilleure explication, sur le test d'hypothèses binaires et la théorie de la décision, est déjà élaborée. En présence du clutter de mer, l'hypothèse nulle, signalée par H_0 , est l'hypothèse que le signal reçu est dû au clutter plus bruit seulement tandis que l'hypothèse alternative, signalée par H_1 , est l'hypothèse que le signal reçu est dû à un écho retour de la cible plus le clutter plus le bruit thermique additif. L'hypothèse nulle H_0 devrait être testée vis-à-vis de l'hypothèse alternative H_1 pour obtenir une décision sur la présence ou l'absence de la cible. A chaque fois qu'une décision est prise, basée sur un certain critère, pour ce problème de test d'hypothèse binaire, deux probabilités d'erreur peuvent se produire. La probabilité de fausse alarme, P_{FA} , dans le cas où une décision sur H_1 est prise alors que l'hypothèse H_0 est vraie, et la probabilité de la non-détection, P_M , dans le cas où une décision sur H_0 est prise alors que l'hypothèse H_1 est vraie. Une règle de décision

qui n'exige pas la connaissance *a priori* des statistiques appropriées d'un signal lors une opération de détection du signal radar, est conçue basant sur le critère de Neyman–Pearson. La détection quadratique est modélisée simplement par la détection synchrone du signal reçu comme le montre la Fig. 4.2, qui représente un schéma fonctionnel d'un détecteur (récepteur) optimal de Neyman–Pearson, où $x(t)$ indique le signal reçu et ω_c indique la fréquence angulaire de la porteuse. Le signal d'entrée au niveau du récepteur est traité comme étant une combinaison de deux composante, l'une en phase et l'autre en quadrature.

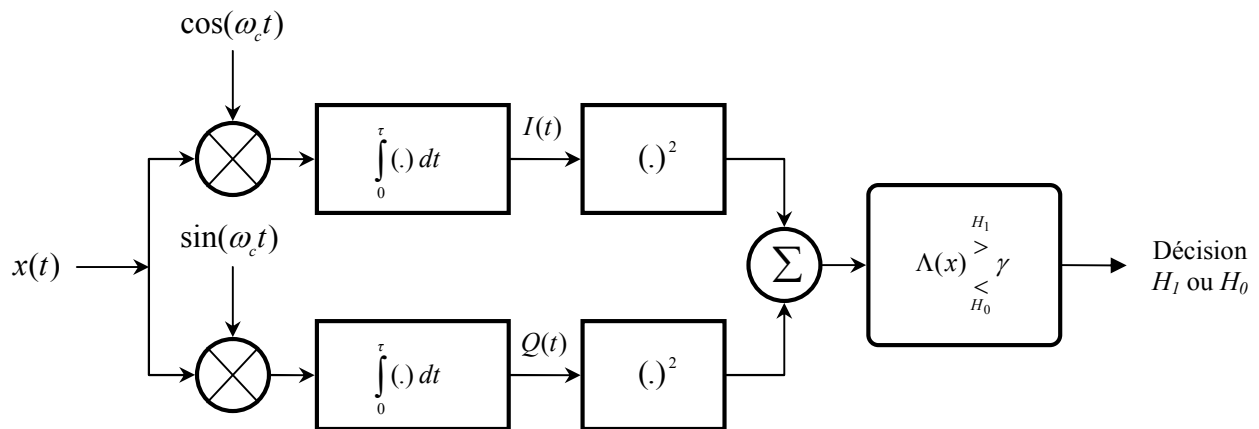


Fig. 4.2 – Récepteur quadratique optimal des signaux avec une phase et amplitude aléatoires.

Puisque l'environnement dans lequel le radar fonctionne, dépend des facteurs tels que les conditions atmosphériques et l'environnement physique d'opération, le signal reçu devient statistiquement non-stationnaire avec une variance inconnue à l'entrée du récepteur. Par ailleurs, l'idée de détection classique utilisant un seuil fixe est extrêmement sensible aux changements des paramètres inconnus du clutter. En fait, une petite augmentation de la puissance du clutter ou du bruit provoque intensivement une augmentation considérable dans la probabilité de fausse alarme P_{FA} . Selon le problème de la détection mono-impulsion pour un clutter gaussien (bruit seulement), la P_{FA} peut être calculé comme suit [92]

$$P_{FA} = \exp(-\gamma^2 / 2\sigma^2) \quad (4.4)$$

où γ est le niveau du seuil et σ^2 représente la variance du bruit. Prenant α_0 comme étant la P_{FA} désirée basée sur une variance connue σ_d^2 . Alors pour un seuil de détection invariant (fixe), la P_{FA} est donnée en fonction de la variance du bruit et α_0 de la façon suivante

$$P_{FA}(\sigma^2) = (\alpha_0)^{\sigma_d^2 / \sigma^2} \quad (4.5)$$

Pour $\alpha_0 = 10^{-6}$, une augmentation seulement de 3dB dans la puissance du bruit, comme illustré dans la Fig. 4.3 suivante, provoque un changement en P_{FA} de l'ordre de 10^3 , qui est intolérable et parfois insupportable pour le traitement de données, soit par le calculateur ou par les opérateurs. Cette

remarque est à la base des méthodes adaptatives pour analyser et perfectionner la détection radar dans n'importe quel milieu.

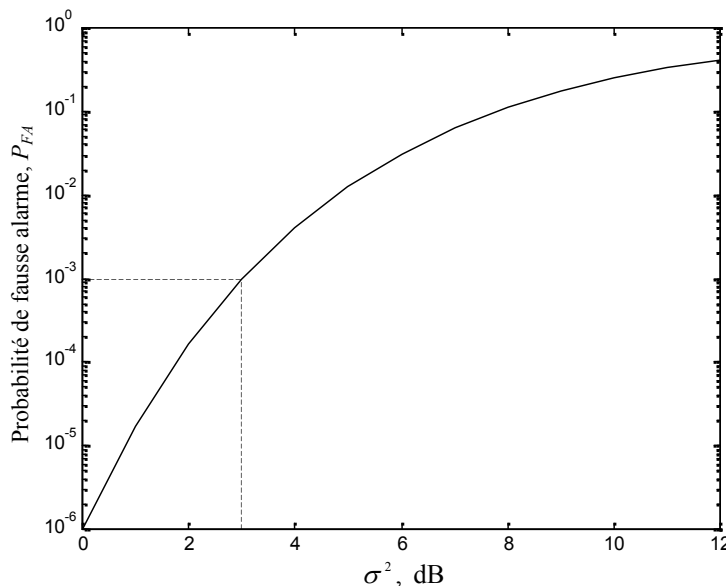


Fig. 4.3 – Effet du changement de la puissance du bruit sur la probabilité de fausse alarme P_{FA} pour un seuil de détection fixe avec $\alpha_0 = 10^{-6}$ et $\sigma_d^2 = 1$

Le radar utilise communément les cellules de portée, entourant la cellule sous test (*CUT* : *Cell Under Test*), comme cellules de référence. Ces observations (sorties de cellules de référence) sont obtenues par le processus d'échantillonnage en portée (distance) et en fréquence (Doppler) comme montré dans les Figs. 4.4, et 4.5. La bande passante pour chaque filtre Doppler est égale à $1/\tau$. La sortie du détecteur quadratique est échantillonnée pour chaque τ seconde, ce qui correspond à un intervalle de portée (distance de résolution) de $c\tau/2$. Donc, chaque échantillon peut être considéré comme une sortie de cellule de résolution portée/Doppler avec les dimensions, τ en temps et $1/\tau$ en fréquence [48, 53, 93]. Ainsi, nous pouvons obtenir une matrice de cellules de résolution en portée et en fréquence par l'échantillonnage comme le montre la Fig. 4.4.

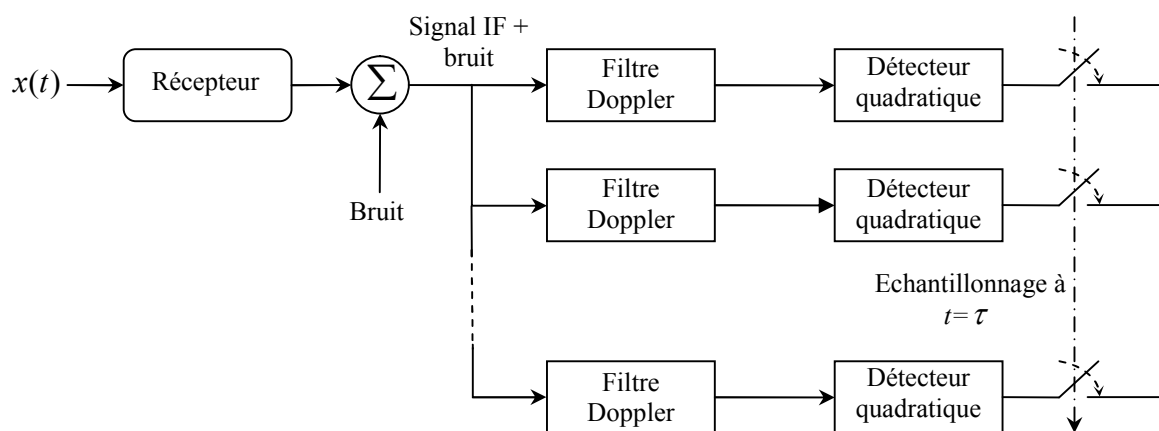


Fig. 4.4 – Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler)

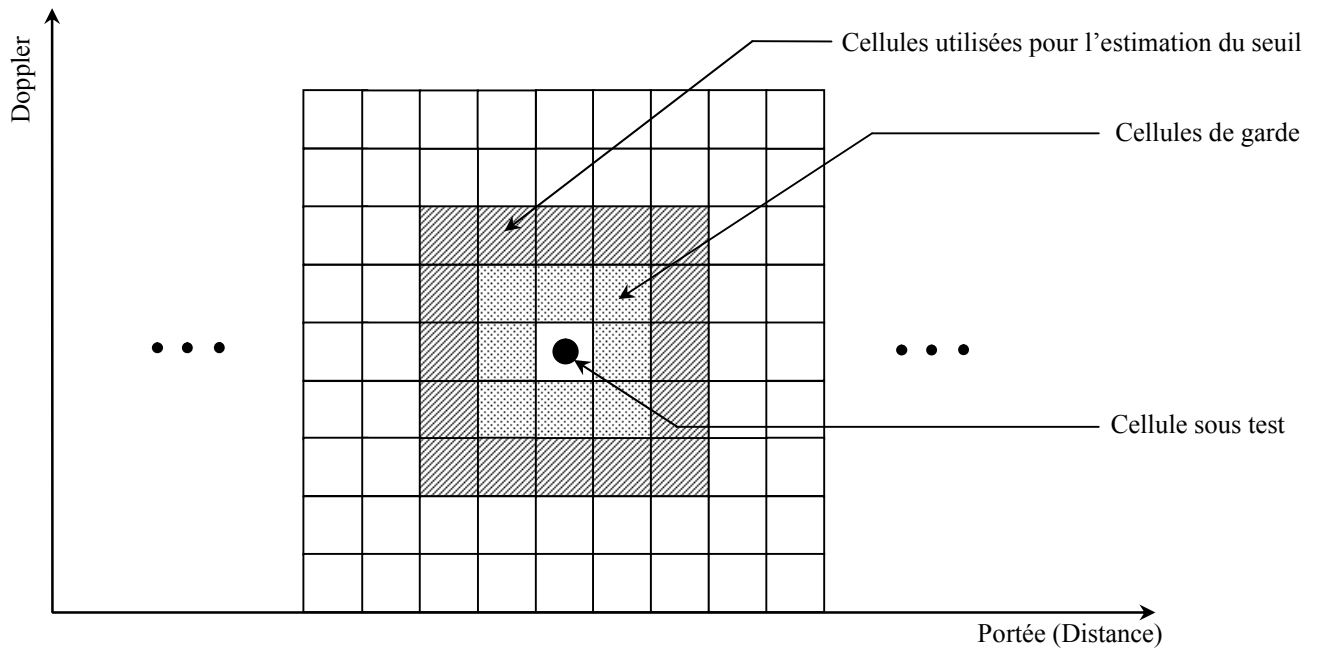


Fig. 4.5 – Matrice distance/vitesse d’un radar Doppler à impulsions

Pour maintenir le seuil de détection radar approprié, l’estimation du niveau de puissance du clutter doit être effectuée on-line par un algorithme adapté à l’environnement de détection. Cette estimation est multipliée par un facteur fixé une fois pour toute assurant un taux de fausse alarme constant. Les paramètres du clutter sont supposés connus *a priori* dont un bruit thermique aditif est également considéré. Dans ce cas, le signal reçu sous les deux hypothèses H_0 et H_1 étant donné comme suit :

$$x = \begin{cases} c + n & \text{pour } H_0 \\ s + c + n & \text{pour } H_1 \end{cases} \quad (4.6)$$

où x , s , c et n sont des nombres complexes représentant l’enveloppe complexe du signal reçu, le signal utile (de la cible), le clutter et le bruit thermique respectivement.

Dans un environnement marin, et en absence du signal utile (sous l’hypothèse H_0), la sortie du détecteur quadratique, qui représente un clutter K -distribué plus un bruit thermique additif de distribution exponentielle, s’envoie ensuite au processeur de détection employé pour maintenir un seuil de décision. Lorsque le modèle de Swerling I ou II est adopté comme une description statistique caractérisant les signaux de retours d’une cible fluctuante, le module $|s|$ du signal utile de la cible suit une distribution exponentielle (dans le cas d’un détecteur quadratique). Sous l’hypothèse H_0 , où $x = |c + n|$ (c’est-à-dire, clutter plus bruit), le niveau moyen du signal reçu est $\mu = (4y^2 / \pi) + 2\sigma^2$, tandis que sous l’hypothèse H_1 , où $x = |s + c + n|$ (c’est-à-dire, cible plus clutter plus bruit), le niveau moyen du signal reçu devient $\mu = (4y^2 / \pi) + 2\sigma^2 + A^2$, où A^2 est la puissance du signal de la cible. Dans ce cas, le niveau moyen du signal reçu μ est donné, sous les deux hypothèses, par :

$$\mu = \begin{cases} (4y^2 / \pi) + 2\sigma^2 & \text{pour } H_0 \\ (4y^2 / \pi) + 2\sigma^2 + A^2 & \text{pour } H_1 \end{cases} \quad (4.7)$$

où $(4y^2 / \pi)$ représente l'intensité moyenne fondamentale du clutter, et $2\sigma^2$ est la puissance du bruit.

Le rapport signal-sur-clutter, SCR , peut être donné en conséquence par la relation suivante

$$SCR = \frac{A^2}{(4y^2 / \pi) + 2\sigma^2} \quad (4.8)$$

Ainsi, d'après le modèle statistique du clutter, la FDP conditionnelle de « x » étant donnée par

$$p_{x|H_i}(x|H_i) = \begin{cases} \frac{1}{(4y^2 / \pi) + 2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x}{(4y^2 / \pi) + 2\sigma^2}\right), & \text{pour } H_0 \\ \frac{1}{(4y^2 / \pi) + 2\sigma^2 + A^2} \exp\left(-\frac{x}{(4y^2 / \pi) + 2\sigma^2 + A^2}\right), & \text{pour } H_1 \end{cases} \quad (4.9)$$

Le critère de Neyman–Pearson exige que la, P_{FA} , soit inférieure à une valeur désirée, α_0 , et la probabilité de détection de cible devrait être maximisée le plus maximum possible. Ceci résulte dans le test du rapport de vraisemblance Λ , décrit par l'équation (1.43). Une approche conventionnelle, pour la performance idéale de la détection radar, est de considérer un seuil fixe idéal, ajusté pour maintenir la probabilité de fausse alarme désirée. Pour établir ce calcul dans un clutter composé K -distribué, il est nécessaire de résoudre la distribution- K donnée par l'équation (2.24), en ses deux éléments. De plus, un système de communication radar pratique doit adapter son seuil pour convenir la forme et l'échelle de la distribution courante du clutter.

Cependant, dans un environnement marin réel connu par sa nature très changeante, le clutter de mer totale s'interprète comme étant un processus non-stationnaire, son niveau de puissance peut varier considérablement avec le temps. Dans ce cas, le détecteur idéal à seuil fixe, discuté dans ce sous-paragraphe, ne maintient (malheureusement) aucune régulation significative dans la P_{FA} . En effet, il devrait être important de concevoir un récepteur à taux de fausse alarme constant (CFAR), adapté pour fonctionner mieux dans tels milieux avec ce type de clutter, une fois que ses paramètres soient convenablement estimés.

4.3.2. DETECTION CFAR

Nous avons vu antérieurement que le détecteur idéal à seuil fixe peut produire un nombre excessif de fausses alarmes. Ceci surcharge le système radar, puisqu'en plus du procédé de détection, d'autres processus sont également lancés simultanément par ce système lui même, tel que la poursuite, la localisation ...etc. Pour contourner les limitations du seuil fixe, l'idée donc est de prendre un seuil de détection adaptatif (c'est-à-dire, proportionnellement variant avec la puissance du bruit). Pour cette raison, les techniques de seuillage adaptatif sont fortement nécessaires pour maintenir un taux de

fausse alarme constant, CFAR. Le récepteur est donc conçu principalement pour établir la procédure CFAR tenant en compte la maximisation de la P_D des cibles. D'où, dans le but de régler la P_{FA} , Finn et Johnson [30] ont proposé l'utilisation des cellules de référence du canal pour l'estimation en temps réel du niveau du clutter afin d'entretenir une adaptation du seuil de décision.

La méthode à taux de fausse alarme constant, TFAC (soit en anglais CFAR : Constant False Alarm Rate), parfois appelée AGC pour Automatic Gain Control, repose sur le fait que les échos dus aux parasites sont beaucoup plus nombreux que ceux dus à la cible. Un radar doit par définition être capable de détecter les cibles présentes dans un domaine de détection. En l'absence de clutter ou dans un clutter uniforme, cette tâche est facilement achevée en fixant un seuil de détection global une fois pour toute. Donc, le gain du récepteur est automatiquement ajusté localement afin de maintenir un niveau constant des échos parasites visibles dans un environnement non stationnaire. Dans ce cas, le radar doit estimer localement les paramètres du clutter pour fixer un seuil local. Le voilà le principe fondamental des détecteurs à taux de fausse alarme constant (CFAR), qui se basent sur l'observation des données d'une fenêtre d'analyse pour déterminer ce seuil local comme le montre la Fig. 4.6. D'un point de vue théorique, les cibles ayant un retour plus important que les parasites, alors dans ce cas, il soit très facile de les distinguer et extraire de ces derniers, mais si elles sont plus faibles par rapport au clutter, elles se perdent éventuellement. Quelques années plus tard, la technologie CFAR était contrôlé électroniquement et affectait également tout le volume sondé. Aujourd'hui, le CFAR est contrôlé par des calculateurs et peut être réglé différemment pour chaque zone d'affichage. Ainsi il s'adapte au niveau des échos parasites selon la distance et l'azimut. Dans la détection du signal radar, le but de base est de dériver la structure optimale du récepteur basée sur certains critères qui sont déterminés suivant l'application. De tels détecteurs optimaux (idéaux) exigent une description statistique essentiellement complète des signaux et du clutter à l'entrée. Dans la pratique, cette information peut ne pas être disponible *a priori*, et les statistiques des données d'entrée peuvent être également changées continuellement avec le temps. Ces contraintes et bien d'autres mènent à la considération d'autres détecteurs (non optimal) [54].

Le détecteur CFAR est schématisé seulement par les cellules de portée avec une fréquence Doppler spécifique comme montré dans la Fig. 4.6. Pratiquement, il a été déjà prouvé qu'une partie du signal provenant de la cible peut être chevauchée (se confondue) avec les signaux du clutter dans les cellules de portée adjacentes ce qui peut causer souvent la non-homogénéité du clutter (c'est-à-dire, affecte l'estimation de la puissance du clutter). Pour éviter ceci, les sorties des cellules, adjacentes à la cellule sous test (*CUT*), appelées parfois cellules de garde doivent complètement éliminer. Chaque cellule de résolution est testée séparément de manière à obtenir une décision pour toute la portée du radar. Nous supposons que la cellule sous test, *CUT*, se situe dans le centre des cellules de référence (c'est une supposition usuelle adoptée dans la littérature par convention), comme montré sur la Fig.

4.6, où elle partage la fenêtre de référence du détecteur en deux demi-fenêtres A et B de même taille. Dans un problème de détection, une cible est déclarée présente si son contenu est supérieur à un seuil adaptatif, « th ». Pour ce faire, la valeur du seuil est déterminée en fonction du test statistique, Q , qui représente l'estimation de la puissance du clutter calculée à l'aide des échantillons, x_1, x_2, \dots, x_M de la fenêtre de référence et un facteur multiplicatif « T », utilisé pour l'ajustement de la P_{FA} suivant le type d'environnement à une valeur désirée (généralement $P_{FA} \leq 10^{-3}$). La diversité des algorithmes CFAR réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter (c'est-à-dire, $Q = f(x_1, x_2, \dots, x_M)$) ainsi que la formulation du seuil (c'est-à-dire, $th = g(T, Q)$). Notez que dans cette étude, les sorties des cellules de référence, x_1, x_2, \dots, x_M , associées à n'importe quel détecteur CFAR utilisé ultérieurement sont supposées indépendantes et identiquement distribuées (*iid*).

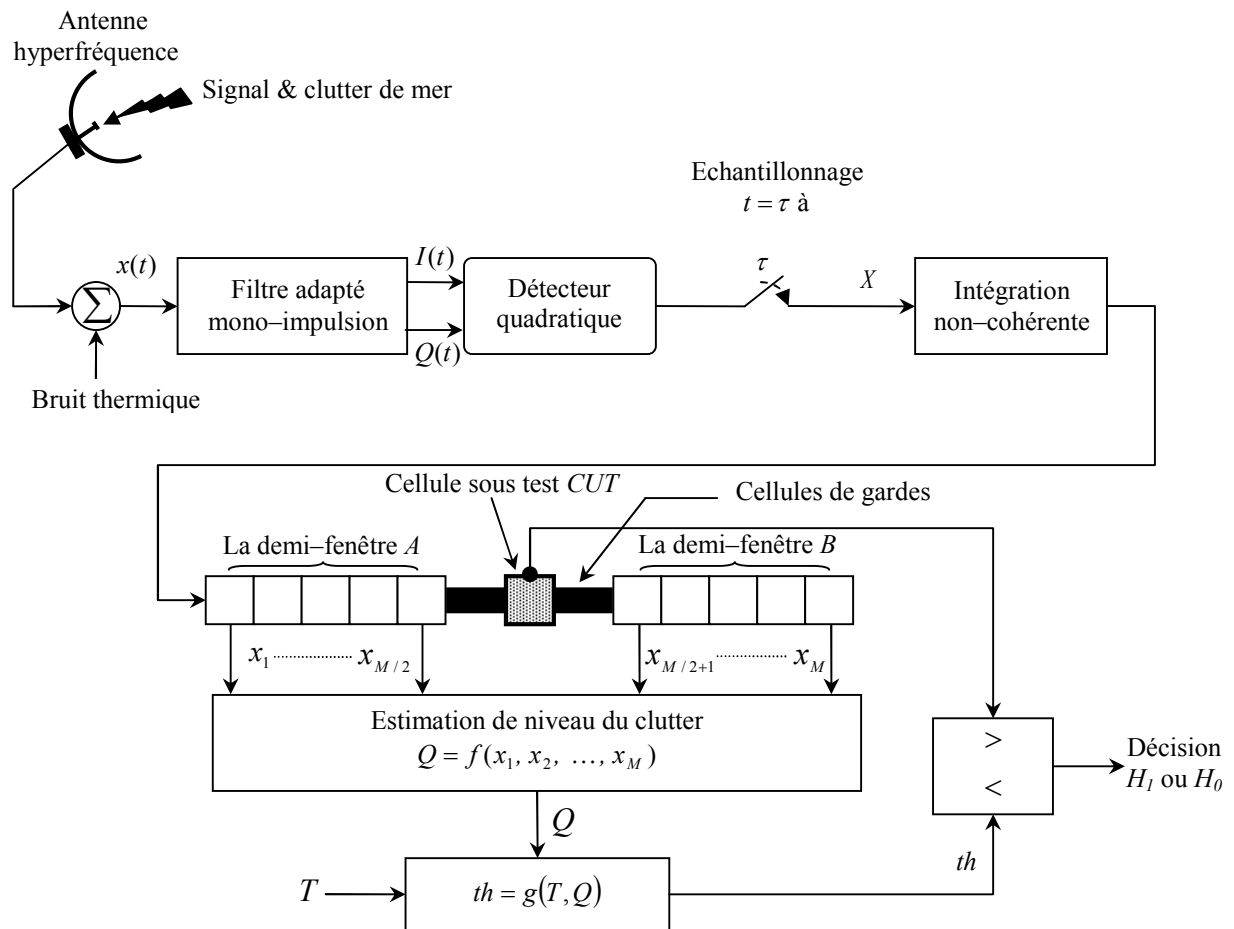


Fig. 4.6 – Architecture générale de la détection adaptative CFAR.

4.4. QUELQUES TECHNIQUES DE DETECTION CFAR

Le concept de base des différentes techniques de détection CFAR est que la tension d'une cellule sous test (*CUT*) doit être comparée à celle d'un ensemble de cellules de référence comme cité précédemment. Dans cette section, on va discuter brièvement quelques différentes techniques standard de détection CFAR utilisées fréquemment dans les problèmes de détection similaires à celui traité dans ce mémoire.

4.4.1. DETECTEUR CA-CFAR (CELL AVERAGING-CFAR)

Finn et Johnson [30], ont proposé le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging-CFAR), qui est l'architecture la plus simple et la plus répandue utilisée communément dans la détection des cibles noyées dans un clutter homogène. Son principe de base est simple, d'où la mise en œuvre du seuil de détection est établie donc basant sur l'estimation du niveau de puissance de clutter, à partir de la somme arithmétique des M cellules de référence, comme le montre la Fig. 4.7 suivante. Le seuil de détection est adapté aux changements locaux de l'environnement, et chaque cellule de résolution est examinée séparément afin de prendre une décision. Nous supposons toujours que la cellule sous test est située dans le milieu. Les cellules entourant la cellule sous test sont connues comme étant les cellules de référence en portée qui comportent la fenêtre de référence. Les cellules de référence situées dans le côté gauche de la cellule sous test sont mentionnées « *cellules précédant la cellule sous test* » (soit en anglais : *Leading range cells*), alors que celles situées dans le côté droite de la cellule sous test sont mentionnées « *cellules succédant la cellule sous test* » (soit en anglais : *Lagging range cells*). Les observations de clutter sont obtenues par l'échantillonnage en portée pour une fréquence Doppler spécifique. Le niveau de puissance du clutter, estimé par la somme arithmétique des échantillons voisins dans la fenêtre de référence, étant donné par

$$Q_{CA} = \sum_{i=1}^M x_i = A + B \quad (4.10)$$

où $A(x_i) = \sum_{i=1}^{M/2} x_i$ est la somme arithmétique des cellules précédant la cellule sous test.

$B(x_i) = \sum_{i=M/2+1}^M x_i$ est la somme arithmétique des cellules succédant la cellule sous test.

La P_{FA} et la P_D peuvent être calculées en utilisant simplement les deux formules suivantes

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} \Pr(CUT > T Q | H_0) p_Q(q) dq \quad (4.11)$$

et

$$P_D = \int_0^{\infty} \Pr(CUT > T Q | H_1) p_Q(q) dq \quad (4.12)$$

En présence de clutter de mer de K -distribué, l'expression analytique de $P_Q(q)$ est très difficile à déterminer. Pour cela, et à cause de la complexité de calcul mathématique de (4.11) et (4.12), on va utiliser la méthode de simulation Monte-Carlo. D'autre part, dans la présence de clutter homogène, il a été déjà montré que si la taille de la fenêtre de référence, M , tend vers l'infini, la probabilité de détection P_D tend vers celle du détecteur optimal de Neyman-Pearson où le niveau du clutter est connu *a priori*. L'inconvénient majeur du détecteur CA-CFAR, est que dans un environnement non-homogène (c'est-à-dire en présence d'un bord du clutter ou des cibles interférentes) le seuil de détection augmente et par conséquent la probabilité de détection P_D du détecteur CA-CFAR diminue même pour un rapport signal-sur-clutter SCR soit élevé relativement.

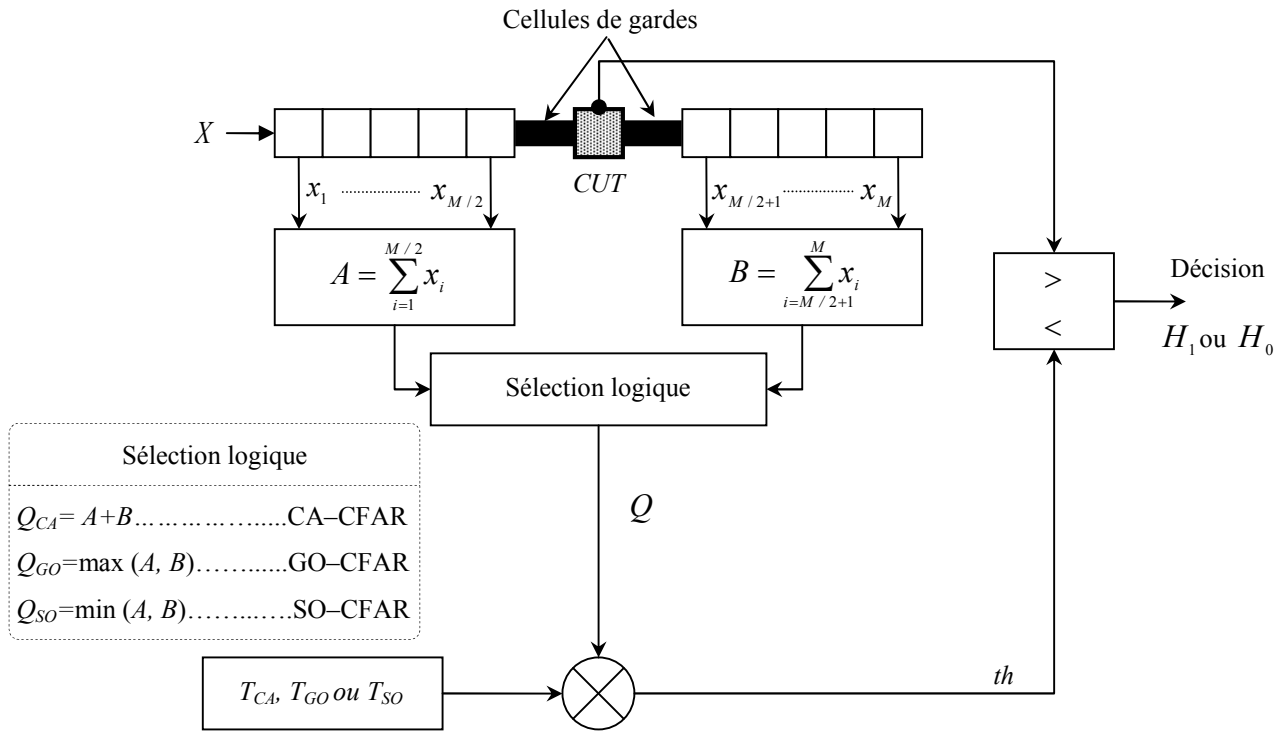


Fig. 4.7 – Schéma fonctionnel des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR.

4.4.2. DETECTEURS GO-CFAR ET SO-CFAR

On va étudier maintenant deux autres architectures CFAR qui sont également très importantes dans le domaine de la détection radar. Il s'agit donc de détecteurs GO-CFAR (Greatest Of-CFAR) et SO-CFAR (Smallest Of-CFAR). Identiquement au cas du détecteur CA-CFAR, et selon la Fig. 4.7, les entrées du bloc de la sélection logique sont tout simplement la somme des sorties A et B . Pour contrôler l'augmentation de la P_{FA} due à la présence d'un bord de clutter (clutter power transition), dans le cas où la cellule sous test est noyée dans le clutter, le détecteur GO-CFAR a été proposé [31,32]. Pour ce dernier, la sortie de la sélection logique est donc le maximum entre A et B , et peut être exprimée simplement comme suit

$$Q_{GO} = \max(A, B) \tag{4.13}$$

Le détecteur GO-CFAR fonctionne mieux donc dans le cas où un bord de clutter (une transition de puissance du clutter) est présent dans l'une des deux demi-fenêtres A ou B , tandis que la cellule sous test est noyée dans le clutter. Cependant, dans la présence des cibles interférentes ou lorsqu'un bord de clutter est présent, alors que la cellule sous test s'installe dans la région claire de la fenêtre de référence, les performances de détection du détecteur GO-CFAR se dégradent significativement en conséquence. Pour remédier ce problème le détecteur SO-CFAR (Smallest Of-CFAR) a été déjà proposé [34, 35]. Lorsque un détecteur SO-CFAR est utilisé, alors l'estimation de niveau du clutter dans la cellule sous test est mise pour être le minimum entre la somme des sorties des deux demi-fenêtres A et B . Pour un détecteur SO-CFAR, le test statistique Q_{SO} est donné comme suit

$$Q_{SO} = \min(A, B) \quad (4.14)$$

4.4.3. DÉTECTEUR OS-CFAR (ORDER STATISTICS-CFAR)

Nous avons déjà vu que les performances du détecteur CA-CFAR et ses variantes se dégradent brusquement dans les environnements non-homogène. La non-homogénéité est causée essentiellement par la présence des cibles interférentes dans quelques cellules de référence ou par la présence d'un bord de clutter. Une nouvelle classe des techniques de seuillage basée sur le classement des échantillons a été apparue dans la littérature [37, 38]. Pour éviter les problèmes du détecteur CA-CFAR dans les environnements non-homogène et afin de contourner les limitations des détecteurs GO-CFAR, et SO-CFAR dans quelques circonstances, Rohling [37] a introduit une technique d'estimation du niveau du clutter basée sur le classement des statistiques pour maintenir un taux de fausse alarme constant. Il a proposé le détecteur OS-CFAR (Order Statistic-CFAR), qui sélectionne un seul échantillon classé pour représenter le niveau du clutter estimé dans la cellule sous test. Le rôle majeur du détecteur OS-CFAR est de surmonter le problème de l'effet de capture en éliminant les cellules qui contiennent des cibles interférentes. Une fois le détecteur OS-CFAR est utilisé, les échantillons (les statistiques) de la fenêtre de référence sont classés par ordre croissant de la façon suivante

$$x_1 < x_2 < \dots < x_k < \dots < x_M \quad (4.15)$$

La $k^{\text{ème}}$ cellule classée représente l'échantillon x_k , qui est choisi souvent comme un test statistique

$$Q_{OS} = x_k \quad (4.16)$$

Pour maintenir la P_{FA} désirée, le test statistique donné par (4.16) doit être multiplié par un facteur multiplicatif T pour installer un seuil de détection adaptatif donné simplement par

$$th = T Q_{OS} \quad (4.17)$$

Et puis une décision sera prise, à chaque fois, en comparant le contenu de la cellule sous test au seuil adaptatif résultant. Notez que pour des applications typiques, la valeur optimale de « k » suggérée dans [37] est $k = 3M / 4$, dont une bonne évaluation du niveau du bruit gaussien peut être élaborée. D'un autre côté, la fonction de densité de probabilité du test statistique Q_{OS} est donnée par [37]

$$p_Q(q) = k \binom{M}{k} [P(q)]^{k-1} [1 - P(q)]^{M-k} p(q) \quad (4.18)$$

où $p(\bullet)$ et $P(\bullet)$ représentent la fonction de densité de probabilité et la fonction caractéristique (CDF: cumulative density function) des observations x_i , $i = 1, 2, \dots, M$ respectivement.

4.4.4. DÉTECTEUR CMLD-CFAR (CENSORED MEAN LEVEL DETECTOR-CFAR)

Une autre variante plus évoluée des techniques de détection CFAR, fonctionnant robustement ainsi dans un environnement non-homogène est l'algorithme CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detector-CFAR). Ce type de processus a été introduit par Rickard et Dillard [41] pour contourner l'effet de présence des interférences (l'effet de capture). Pour le détecteur CMLD-CFAR, les

échantillons du clutter à la sortie des cellules de référence sont classés par ordre croissant selon leurs amplitudes identiquement au cas du détecteur OS-CFAR, et les plus grandes valeurs qui correspondent aux cellules de références contenant des interférences sont ensuite éliminées. Le niveau du clutter, qui représente le test statistique, est alors estimé aisément à partir d'une combinaison linéaire des échantillons restantes (c'est-à-dire, la somme arithmétique de k échantillons classés) et donné par

$$Q_{CMLD} = \sum_{i=1}^k x_i \tag{4.19}$$

On peut dire que le détecteur CMLD-CFAR possède une structure hybride combinant deux divers détecteurs le CA-CFAR et le OS-CFAR. Ainsi le CMLD-CFAR tire profit donc des avantages de ces deux procédures. Malheureusement pour le cas de détecteur CMLD-CFAR, nous ne pouvons pas obtenir les expressions analytiques de la P_{FA} et la P_D et les résultats doivent alors effectuer à l'aide de la simulation Monte-Carlo.

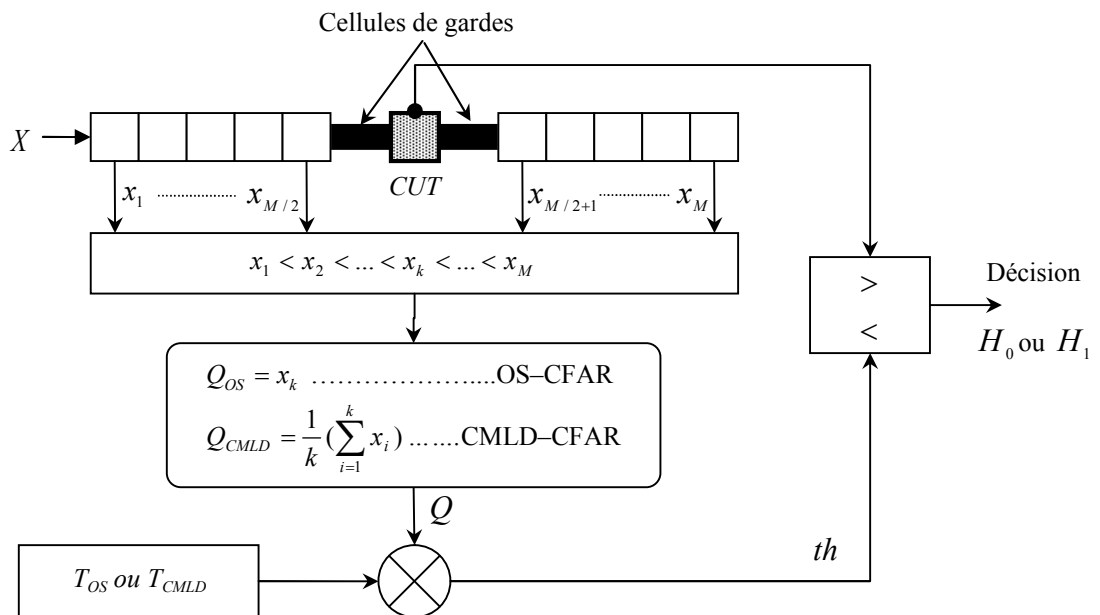


Fig. 4.8 – Schéma fonctionnel des détecteurs OS, et CMLD-CFAR.

4.4.5. DETECTEUR INTELLIGENT VI-CFAR (VARIABILITY INDEX-CFAR)

Le détecteur VI-CFAR (Variability Index CFAR) introduit par Smith et *al* [43], est l'une des architectures intelligentes robustes à base d'un processeur composé. Le VI-CFAR est tout simplement une combinaison des approches classiques CA, GO, et SO-CFAR, dont il tire profit de leurs excellentes performances dans les différents types d'environnement. D'ailleurs, ce processeur intelligent basé sur l'indice de variabilité établit une estimation de la puissance de l'environnement dans la cellule sous test (*CUT*) par le calcul de la moyenne arithmétique d'un groupe de cellules de référence autour de la *CUT* comme le montre dans la Fig. 4.9. De plus, le VI-CFAR trie dynamiquement le groupe particulier de cellules de référence à utiliser, lors une opération de détection,

selon les choix suivants: la première demi-fenêtre, A de cellules de référence, la seconde demi-fenêtre B de cellules de référence, ou bien les deux ensemble (c'est-à-dire, toutes les cellules de référence). De cette manière, le VI-CFAR engendre une perte CFAR très restreinte en environnements homogènes, et ainsi il fonctionne robustement en environnements non-homogènes en présence des cibles interférentes ou en présence des bords du clutter, où il présente souvent une petite perte CFAR relativement, ce qui prouve évidemment sa supériorité en matière de détection. Pratiquement, les processeurs CA-CFAR sont les plus répandus et souvent très employés dans les systèmes pratiques dus à leur simplicité en implémentation. Cependant, le détecteur VI-CFAR représente quant à lui une architecture autant importante, plus robuste et simple à mettre en œuvre dans tels systèmes. De plus, ce processeur intelligent prend évidemment le dessus sur le CA-CFAR, puisqu'il tire profit des excellentes performances de ce dernier en environnements homogènes, tout en surmontant ses limitations en environnements non-homogènes en tirant profit des excellentes performances des autres détecteurs qu'ils lui composent (c'est-à-dire, GO, et SO-CFAR).

L'indice de variabilité (VI) est une statistique de deuxième ordre qui est strictement liée à l'estimation du paramètre de forme [43]. Sa valeur est une fonction de la moyenne $\hat{\mu}$ et la variance $\hat{\sigma}^2$ estimées. L'architecture principale de VI-CFAR est divisée en deux demi-fenêtres de référence A et B comme montré sur la Fig. 4.9. Le VI est alors calculé pour chaque demi-fenêtre comme suit

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (X_i - \bar{X})^2 / (\bar{X})^2 \quad (4.20)$$

où \bar{X} est la moyenne arithmétique des M cellules de référence dans une demi-fenêtre. La FDP du VI est indépendante de la puissance de clutter dans un environnement homogène, mais elle se change considérablement en présence des cibles interférentes ou en présence d'un bord du clutter dans la fenêtre de référence. Le VI est comparé avec un seuil, K_{VI} , pour décider si l'ensemble des cellules de référence, pour lequel le VI est calculé, est issu à partir d'un environnement homogène (non-variable) ou à partir d'un environnement non-homogène (variable) utilisant les hypothèses suivantes

$$\begin{cases} VI \leq K_{VI} \Rightarrow \text{Non variable} \\ VI > K_{VI} \Rightarrow \text{Variable} \end{cases} \quad (4.21)$$

Dans le but de simplifier l'implémentation, il est possible de réduire la complexité informatique, liée essentiellement à la génération de la statistique VI , en utilisant une définition alternative [43]. Dans ce cas, la statistique simplifiée VI^* donnée par (4.22) est obtenue en utilisant l'estimation biaisée du maximum de vraisemblance de la variance plutôt que l'estimation non-biaisée utilisée dans (4.20).

$$\begin{aligned} VI^* &= 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (X_i - \bar{X})^2 / (\bar{X})^2 \\ &= M \sum_{i=1}^M (X_i)^2 / \left(\sum_{i=1}^M X_i \right)^2 \end{aligned} \quad (4.22)$$

Le VI simplifié exige moins d'opérations arithmétiques que le VI de base. Pour plus de réduction de complexité, le constant M donnée dans (4.22) peut être incorporé avec le seuil K_{VI} .

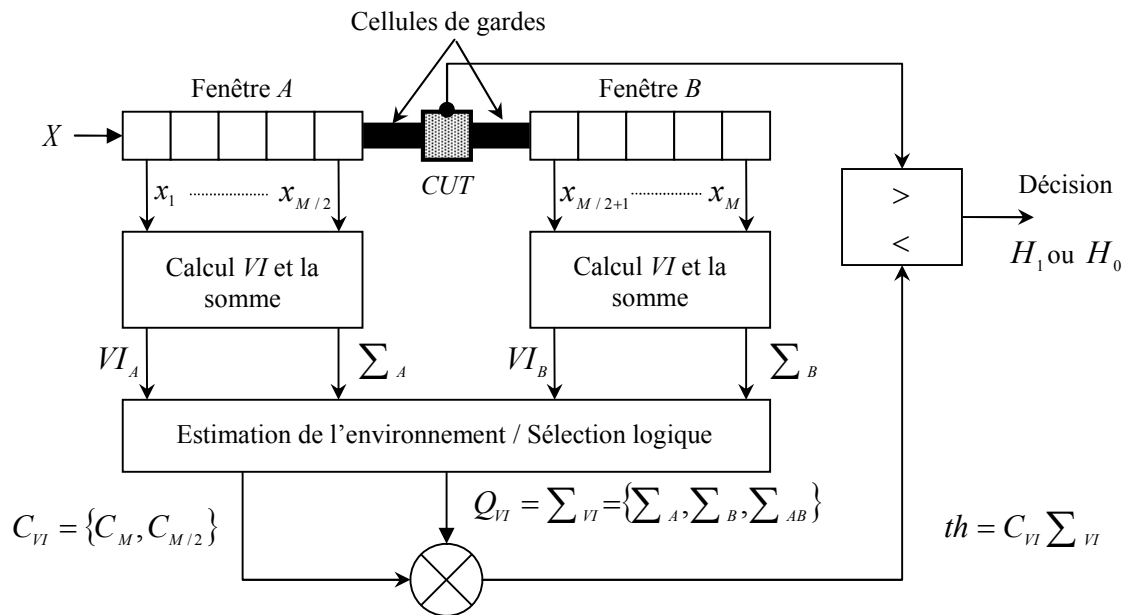


Fig. 4.9 – Schéma fonctionnel du détecteur VI-CFAR.

Il faut noter que pour des petites tailles de la fenêtre de référence, la statistique simplifiée VI^* résulte avec une erreur importante comparée à la statistique de base VI . Cependant, ceci ne représente pas nécessairement un problème dure paralysant le mécanisme utilisé pour la distinction entre les environnements homogènes et non-homogènes, où le changement relatif de la FDP de VI^* est la caractéristique la plus significative. Si la taille de fenêtre de référence augmente, la FDP de la statistique simplifiée VI^* approche celle de la statistique de base VI .

Le rapport des moyennes de la demi-fenêtre A et la demi-fenêtre B , MR , est donner par

$$MR = \bar{X}_A / \bar{X}_B = \sum_{i \in A} X_i / \sum_{i \in B} X_i \tag{4.23}$$

Le MR est comparé avec un seuil, K_{MR} , pour décider si les moyennes de la population (l'échantillon observé) dans les deux demi-fenêtres sont identiques ou différentes utilisant l'hypothèse suivant

$$\begin{cases} K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR} & \Rightarrow \text{Mêmes moyennes} \\ MR < K_{MR}^{-1} \text{ ou } MR < K_{MR} & \Rightarrow \text{Différentes moyennes} \end{cases} \tag{4.24}$$

La performance de VI-CFAR dépend fortement des valeurs des paramètres utilisées M , C_M , $C_{M/2}$, K_{VI} et K_{MR} . Ces paramètres demeurent toujours constants indépendamment de type environnement (c'est-à-dire, homogène, cibles multiple, ou de bord du clutter). Dans un environnement homogène, le but du VI-CFAR est de rapprocher possiblement la performance d'un CA-CFAR. Ceci exige que les valeurs de K_{VI} et K_{MR} soient choisies de telle sorte pour assurer une probabilité d'erreur de test d'hypothèse très réduite dans un environnement homogène. Le K_{VI} est un

seuil qui est calculé à partir d'un environnement homogène selon α_0^{VI} qui est définie comme étant la probabilité d'erreur pour que l'environnement homogène soit classé comme « variable », d'où

$$\alpha_0^{VI} = P[VI > K_{VI} | \text{Environnement homogène}] \quad (4.25)$$

α_0^{VI} , prend des faibles valeurs d'ordre $3 \cdot 10^{-4}$ [43]

Le K_{MR} est calculé à partir de β_0^{MR} qui est définie comme étant la probabilité d'erreur pour que les moyennes dans les deux demi-fenêtres sont classées comme « différentes » dans un environnement homogène, d'où

$$\beta_0^{MR} = 1 - P[K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR} | \text{Environnement homogène}] \quad (4.26)$$

β_0^{MR} , prend de son côté des valeurs d'ordre de 0.08 [43]

Le tableau 4.2 suivant récapitule globalement la méthode de génération du seuil de détection adaptatif de la procédure VI-CFAR, dont les coefficients du seuil sont variables et adaptés pour chaque mesure radar selon le type d'environnement réel.

Table 4.2 – Génération du seuil adaptatif du détecteur VI-CFAR

Fenêtre A est variable?	Fenêtre B est variable?	Moyennes sont différentes?	Seuils adaptatifs du VI-CFAR	Méthode CFAR équivalente
Non	Non	Non	$C_M \cdot \sum_{AB}$	CA-CFAR
Non	Non	Oui	$C_{M/2} \cdot \max(\sum_A, \sum_B)$	GO-CFAR
Oui	Non	—	$C_{M/2} \cdot \sum_B$	CA-CFAR
Non	Oui	—	$C_{M/2} \cdot \sum_A$	CA-CFAR
Oui	Oui	—	$C_{M/2} \cdot \min(\sum_A, \sum_B)$	SO-CFAR

4.5. ANALYSE DE LA DETECTION CFAR EN ENVIRONNEMENTS MARINS

Au cours de ce paragraphe, on va analyser et comparer les performances de quelques détecteurs CFAR développés dans la littérature à savoir le CA, GO, SO, OS, CMLD et le VI-CFAR, pour lesquels on a déjà établi une étude théorique brève afin de donner au lecteur une idée seulement sur leurs principes et fonctionnement. Dans les suivants travaux de simulation, on va supposer toujours une cible lentement fluctuante caractérisée par le modèle statistique de « Swerling I ». Dans le cadre de la présente étude, la procédure de détection est effectuée dans un environnement du clutter de mer K -distribué, en absence et en présence du bruit thermique. Dans toutes les applications et les simulations suivantes la valeur désirée de la probabilité de fausse alarme est fixée à $P_{FA} = 10^{-3}$. D'un autre côté, à cause de difficultés mathématiques associées à ce problème de détection (présence du clutter K -distribué), l'analyse des performances de ces divers algorithmes CFAR est effectuée en utilisant les simulations Monte-Carlo. Il faut noter également qu'on a normalisé la puissance du clutter de mer observé pour que le moment d'ordre un soit unitaire (c'est-à-dire, $\hat{m}_1 = 2\sigma^2 + 4\nu / \pi b^2 \approx 1$). La génération des variables aléatoires indépendantes K -distribuées, représentant les échantillons du signal

rétrodiffusé observé par l'antenne du radar, est réalisée en utilisant les distributions gamma et exponentielle (sortie d'un détecteur quadratique), avec des différents paramètres de forme réels, ν , et différents rapports clutter-sur-bruit, CNR , caractérisant la distribution du clutter de mer en présence du bruit thermique.

4.5.1. PERFORMANCES DE LA DETECTION CA-CFAR (ETUDE DE CAS)

Maintenant, on va étudier brièvement l'effet de quelques paramètres environnementaux et d'autres liés au type du clutter sur la qualité de détection CFAR dans les milieux marins. L'addition du bruit thermique est également considérée dans les suivantes applications, puisqu'il représente l'essentiel de ce mémoire. Avant d'entamer cette étude, il faut noter qu'il nous suffit présentement d'employer uniquement l'exemple d'un détecteur CA-CFAR pour examiner et analyser l'influence de quelques éléments affectant souvent la qualité de détection. Le tableau 4.3 montre d'une manière initiale l'effet des paramètres, ν , M et CNR sur la probabilité de détection P_D . Nous pouvons constater également d'après ce tableau que la présence du bruit thermique additif peut engendrer une réduction du facteur multiplicatif T , ce qui mène souvent à une mince amélioration dans la qualité de détection, et plus ce facteur augmente, plus la qualité de détection réduite. Cette diminution est attribuée au fait que la présence du bruit gaussien tend à blanchir le clutter et réduit de même sa complexité en le rendant gaussien à son tour.

Table 4.3 – Facteur multiplicatif « T » pour le détecteur CA-CFAR en fonction de ν , M (nombre de cellules) et CNR .

ν	$CNR=0\text{dB}$			$CNR=20\text{dB}$			$CNR=100\text{dB}$		
	$M=8$	$M=16$	$M=32$	$M=8$	$M=16$	$M=32$	$M=8$	$M=16$	$M=32$
0.1	7.4868	2.7645	1.1777	128.9667	20.7908	4.5417	607.4971	26.6684	4.9316
0.2	4.4294	1.6684	0.7901	38.5554	6.6568	2.2340	49.9867	7.0774	2.0518
0.5	2.6748	1.1180	0.5025	8.4166	2.5830	0.9833	10.0606	2.5745	0.9929
1.0	2.0737	0.8579	0.3819	4.2797	1.4530	0.6260	4.4626	1.5130	0.6543
5.0	1.5200	0.6080	0.2673	1.9636	0.7587	0.3391	1.9313	0.7572	0.3371
10	1.4035	0.5626	0.2461	1.5857	0.6526	0.2934	1.6397	0.6488	0.2882

$P_{FA}=10^{-3}$ et 100000 réalisations MC sont employées pour faire les statistiques.

Les Figs. 4.10–4.19 suivantes sont conçues et consacrées pour étudier et examiner l'effet de quelques paramètres environnementaux et d'autres liés au milieu marin sur la performance du détecteur CA-CFAR, dans un environnement de clutter de mer K -distribué. D'une manière générale, ces figures représentent les variations de la probabilité de la détection en fonction du rapport signal-sur-clutter, SCR , tout en changeant le paramètre de forme, le rapport clutter-sur-bruit, CNR , et la taille de la fenêtre de référence, M , pour pouvoir distinguer l'influence de chacun parmi ceux-ci. D'un autre côté, l'effet de la présence ou de l'absence des cibles interférentes est également étudié. Nous pouvons constater en premier lieu que la P_D augmente proportionnellement avec le SCR jusqu'à ce qu'il atteigne une valeur $\approx 40\text{dB}$ (à ce niveau l'élévation du SCR devient moins efficace). D'autres part,

pour plusieurs valeurs du paramètre de forme ν , nous observons clairement l'effet significatif de changement de ce dernier sur la qualité de détection du détecteur CA-CFAR en présence et en absence du bruit thermique selon les résultats présentés dans le tableau 4.3 et ceux présentés sur les deux Figs. 4.10 et 4.11. D'où l'augmentation de ce paramètre provoque certainement une diminution du multiplicateur scalaire, T , et par conséquent une amélioration remarquable dans la qualité de détection (c-à-d, la P_d augmente si le paramètre de forme augmente). Ceci signifie que le processeur CA-CFAR provoque une certaine perte dans la détection lorsque le clutter devient plus pointu (c-à-d, $\nu \rightarrow 0.1$), comparé au cas de clutter Rayleigh distribué (c-à-d, $\nu \rightarrow \infty$). L'interprétation physique de cette remarque est simple, d'où lorsque la mer est très agitée (houleuse) alors le clutter de mer devient strictement très pointu (*very spiky clutter*), caractérisé essentiellement par une nature impulsionnelle, et une dégradation dramatique de la qualité de détection est observée constamment à cause de la présence sporadique des valeurs très pointus (spikes) dans la fenêtre de référence (série temporelle locale du clutter), provoquant souvent, en conséquence, une transition ou un effet de capture, ce qui affecte fortement l'homogénéité du clutter qui devient alors quasi-homogène ou quasi-stationnaire. On parle donc sur une perte de détection ou une perte CFAR (CFAR loss). On définit une perte CFAR dans le sens du SCR, par la différence entre une valeur du SCR correspondante à une valeur de la P_d résultante d'un détecteur CFAR quelconque et une autre valeur du SCR correspondante à la même valeur de la P_d résultante de son côté d'un détecteur idéal. L'effet de la présence d'un clutter pointu (ou impulsionnel) ressemble relativement à l'effet de la présence des cibles interférentes, où elles apparaissent, de leur côté, identiquement comme étant des spikes (des impulsions pointues) dans les cellules de références (mais avec valeurs plus grandes), ce qui pose un problème très dur dans la détection radar dans les environnements marins dans le cas où la mer est très agitée. D'un autre côté, pour $\nu \rightarrow \infty$ (c-à-d, Rayleigh clutter) la qualité de détection s'améliore de plus en plus comme montré sur les Figs. 4.10 et 4.11, puisque dans ce cas, la mer est nettement calme et stable ce qui facilite la tâche de détection dans tels circonstances.

Pratiquement, un clutter très pointu est dominé par la présence des valeurs très grandes isolées (sporadiques) situées sur un fond considérablement inférieur à la moyenne globale. Dans la plupart du temps, le détecteur CA-CFAR apercevra seulement les données à faible intensité et sous-estimera par contre sérieusement le niveau moyen global de la puissance du clutter dans les M cellules de référence. Dans ce cas, une valeur très grande de multiplicateur de seuil, T , est exigée, en conséquent, pour maintenir une valeur donnée de la P_{FA} comparée à celle exigée pour un seuil fixe idéal qui est mise relativement au niveau moyen. Nous concluons donc que le détecteur CA-CFAR fonctionne mieux lorsque le clutter de mer est de nature gaussienne ($\nu \rightarrow \infty$, Rayleigh), où il est strictement homogène, et possède par contre une performance un peu médiocre pour le cas d'un clutter très pointu (c-à-

d, $\nu \rightarrow 0.1$), à cause de la mauvaise estimation du niveau du clutter, et la qualité de détection subit en conséquence une dégradation pénible dans ce cas-ci.

Nous pouvons constater également, d'après les Fig. 4.10–4.19, que l'addition du bruit thermique peut engendrer une réduction considérable dans la perte CFAR malgré la petite taille de fenêtre de référence du détecteur CA-CFAR ($M=16$). Ceci est bien illustré sur la Fig. 4.10, où l'addition d'une quantité de bruit thermique ($CNR=0\text{dB}$) conduit à une réduction très remarquable de la perte CFAR, comparé avec les résultats présentés sur la Fig. 4.11 pour un bruit quasi-absent ($CNR=100\text{dB}$). Cette observation peut être bien expliquée intuitivement dans l'exemple de la Fig. 4.12 en termes de clutter pointu. De plus, il a été déjà prouvé dans [8] que l'addition d'une infime quantité de bruit supplémentaire devrait avoir un effet significatif remarquable sur la qualité de détection, dans le cas où les échantillons du clutter sont non-corrélés à travers les cellules de références du détecteur CFAR utilisé. L'addition du bruit thermique augmente de manière significative le niveau moyen du clutter-plus-bruit thermique, y compris les *spikes*, et par conséquent le CA-CFAR effectue une meilleure estimation de la moyenne globale et dans ce cas-ci, la perte CFAR sera réduite relativement. Alors, si la puissance du bruit augmente (c-à-d, le CNR diminue), l'effet des valeurs très pointues (*spikes*) est réduit fermement jusqu'à ce que dans la limite la perte CFAR soit presque celle résultante dans le cas d'un bruit seulement, qui est toujours inférieure ou égale à la perte équivalente pour un clutter K -distribuée (sans bruit). Donc, si le CNR diminue, les résultats approchent ceux du bruit seulement. Mais il faut noter que même avec un CNR très réduit, la présence du clutter très pointu provoque fatalement une perte CFAR peu significative.

L'analyse des performances illustrées dans les Figs. 4.13–4.16, prouve évidemment que l'augmentation du nombre de cellules de références M conduit généralement à une amélioration des performances de détection (réduction de T , voir aussi la table 4.3), et par conséquent la perte CFAR diminue. Par ailleurs, nous constatons particulièrement que plus le nombre M devient faible plus le détecteur devient très sensible au changement de ν (voir Fig. 4.14). D'un autre côté, l'effet de l'augmentation du nombre de cellules M est très important pour le cas d'un clutter très pointu (c'est-à-dire, $\nu \rightarrow 0.1$) avec un CNR important relativement, d'où la qualité de détection s'améliore effectivement de plus en plus comme montré sur la Fig. 4.14. Cependant en réalité, la probabilité d'apparence des cibles interférentes dans la fenêtre de référence augmente lorsque le nombre de cellules de référence M augmente, ce qui provoque probablement une dégradation dans la qualité de détection. Ceci veut dire que le fait d'augmenter le nombre de cellules de référence M n'assure pas toujours et dans tous les cas une amélioration de performances de détection (voir Figs. 4.18–4.19). Par conséquent, le problème de la dégradation causé par la présence des interférentes ne peut pas être résolu tout simplement par l'augmentation de, M , dans le cas d'un détecteur CA-CFAR. Selon la Fig. 4.17, dans la présence d'une seule cible interférente, la P_d se dégrade sérieusement comparée à celle

obtenue pour un environnement homogène, dû à l'effet de capture provoqué par la présence de cette cible non-désirée. Rappelons-nous que l'inconvénient majeur du détecteur CA-CFAR est que dans un environnement non-homogène, en présence d'un bord du clutter ou de cibles interférentes ou même pour un clutter de mer très pointu, le seuil de détection augmente et la P_d du détecteur CA-CFAR diminue considérablement même pour un rapport signal-sur-clutter soit élevé relativement. La dégradation est bien plus aiguë infiniment en présence de deux cibles interférentes, comme apparu sur la même figure.

Dans la pratique, la présence des cibles interférentes est très probable, et avec cette fatalité, nous nous sommes obligé, pour le cas d'un détecteur CA-CFAR bien sûr, d'augmenter la taille de la fenêtre de référence, et voilà pour avoir de meilleure performance. Ceci est bien illustré sur les Figs. 4.18 et 4.19, où on constate qu'un détecteur CA-CFAR équipé par une fenêtre de référence de taille $M=64$, fonctionne mieux (en dépit de la présence de deux cibles interférentes), qu'un autre doté de 32 cellules de référence, en présence d'une seule cible uniquement. Cependant, il faut noter que le fait d'augmenter le nombre de cellules de référence, M , n'assure pas toujours et dans tous les cas une amélioration de la performance de détection du processeur CA-CFAR, et le problème de la dégradation sérieuse et tragique causé principalement par la présence des interférentes ne peut pas être résolu donc aisément.

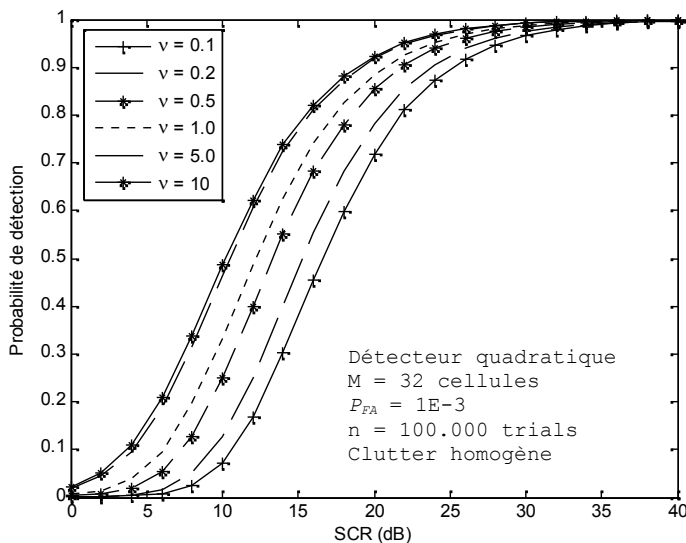


Fig. 4.10 – Performance de détection CA-CFAR dans un clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique ($CNR=0\text{dB}$) en fonction de paramètres de forme de la distribution- K .

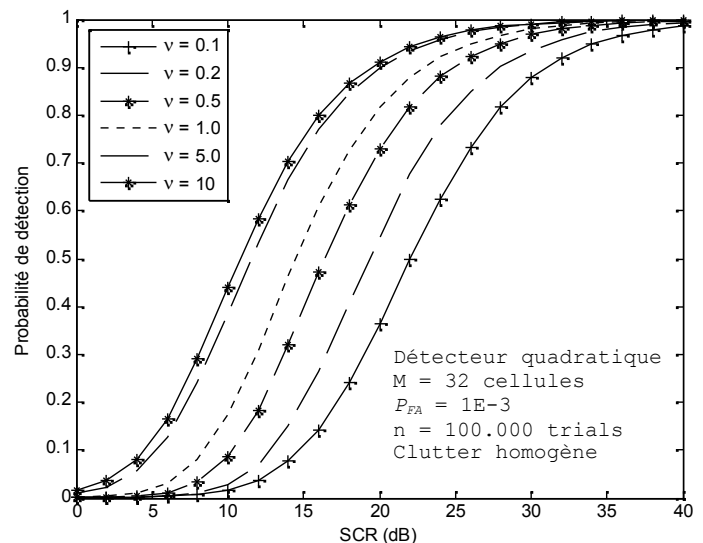


Fig. 4.11 – Performance de détection CA-CFAR dans un clutter de mer K -distribué en absence du bruit thermique ($CNR=100\text{dB}$) en fonction de paramètres de forme de la distribution- K .

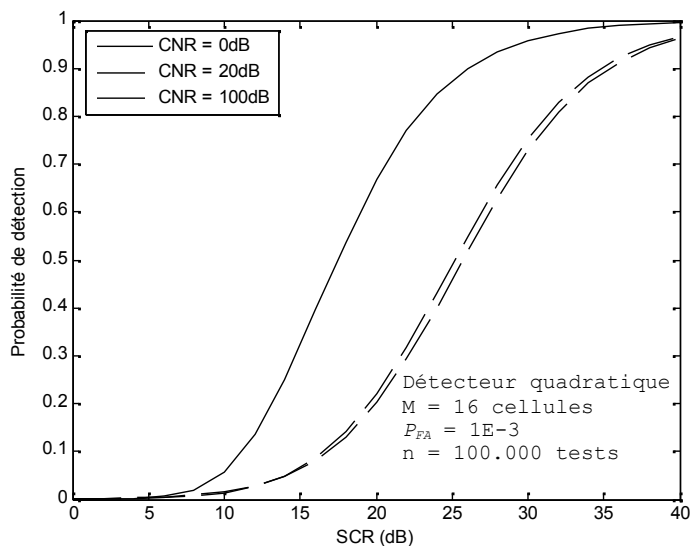


Fig. 4.12– Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.1$) en fonction du rapport clutter–sur–bruit, CNR .

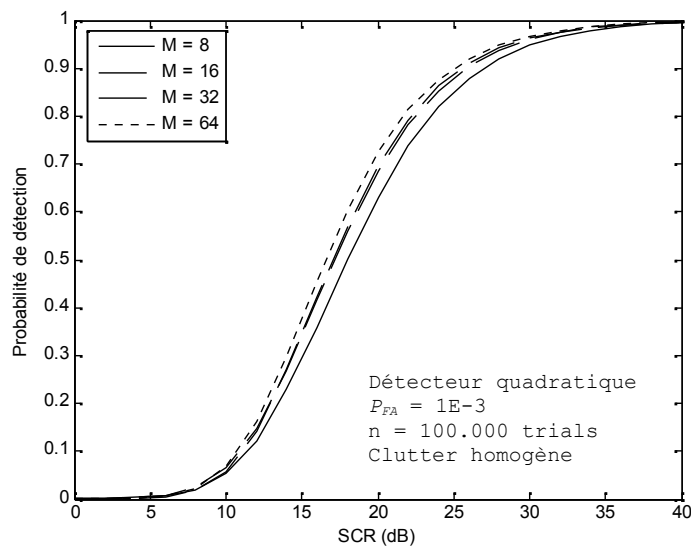


Fig. 4.13– Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué très pointu ($\nu=0.1$, $CNR=0dB$) en fonction du nombre de cellules de référence employées.

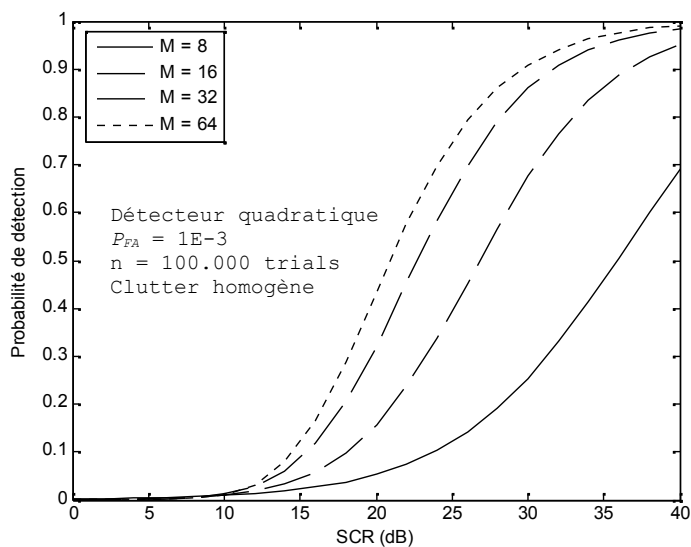


Fig. 4.14 – Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué très pointu ($\nu=0.1$, $CNR=100dB$) en fonction du nombre de cellules de référence employées.

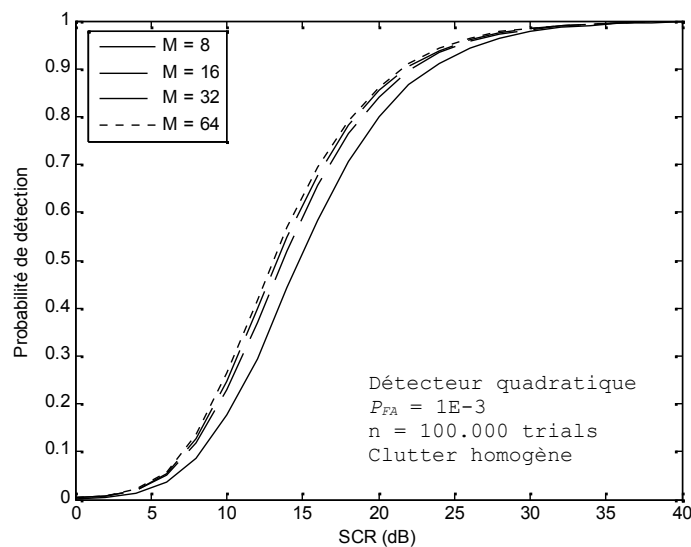


Fig. 4.15– Performance de détection CA–CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.5$, $CNR=0dB$) en fonction du nombre de cellules de référence employées.

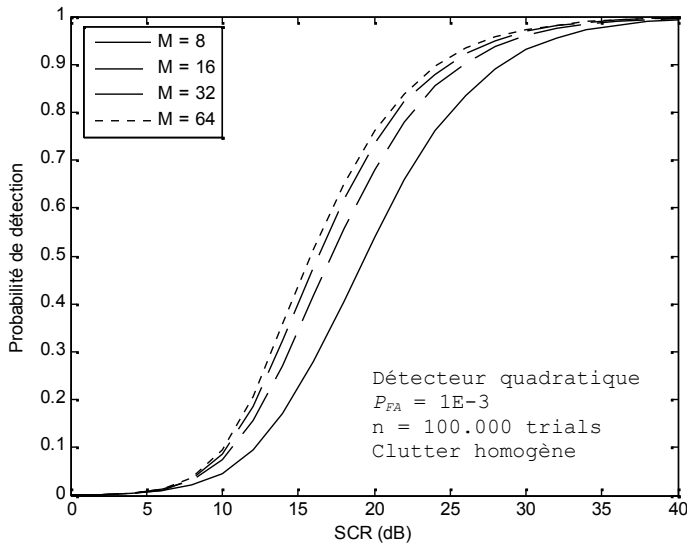


Fig. 4.16 – Performance de détection CA-CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.5$, $CNR=100\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées.

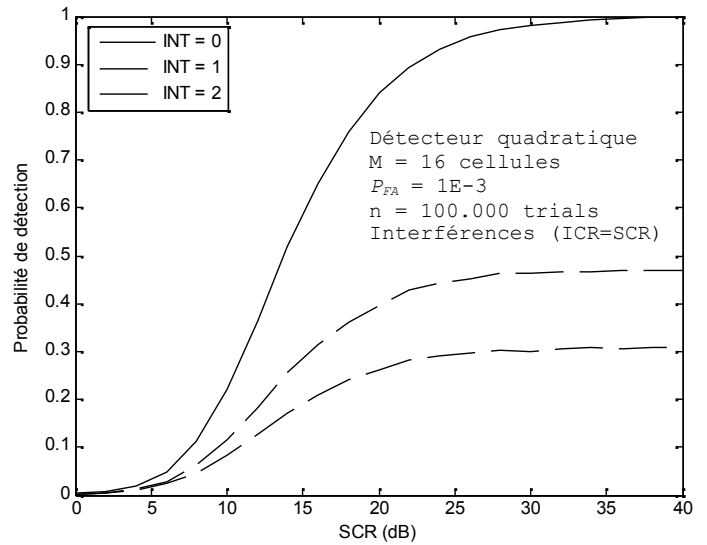


Fig. 4.17– Performance de détection CA-CFAR dans un clutter de mer K -distribué ($\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$) en fonction du nombre de cellules de référence employées.

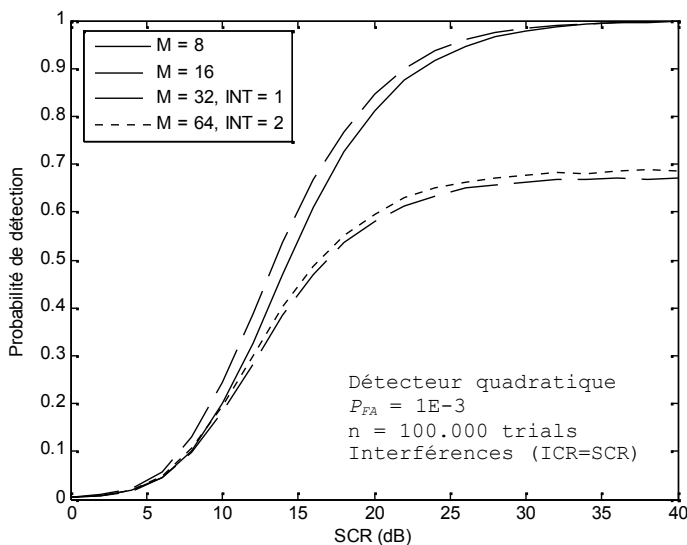


Fig. 4.18– Effet de changement du nombre de cellules de référence employées et la présence des cibles interférentes (INT) sur la probabilité de détection tracée en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR) pour le cas d'un détecteur CA-CFAR avec $\nu=0.5$, $CNR=0\text{dB}$.

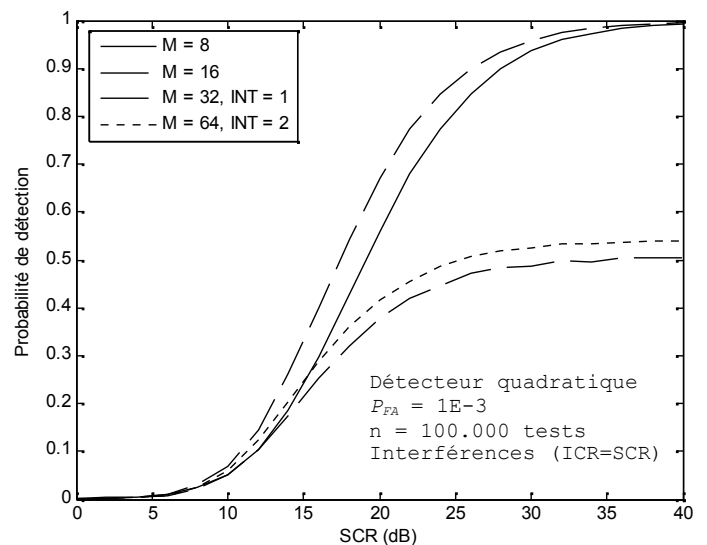


Fig. 4.19– Effet de changement du nombre de cellules de référence employées et la présence des cibles interférentes (INT) sur la probabilité de détection tracée en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR) pour le cas d'un détecteur CA-CFAR avec $\nu=0.5$, $CNR=100\text{dB}$.

4.5.2. ANALYSE ET COMPARAISON DE QUELQUES DETECTEURS CFAR

Après avoir discuter l'effet de quelques paramètres environnementaux et d'autres liés au milieu marin sur la performance de la détection CA-CFAR, on va établir maintenant dans cette sous-section une étude analytique et comparative (quasi exhaustive) entre les détecteurs CA, GO, SO, OS, CMLD et VI-CFAR, afin d'examiner et évaluer leur performance dans le cas d'une détection quadratique, en absence et puis en présence du bruit thermique, pour divers types d'environnement (homogène et non-homogène). Les résultats sont obtenus par une combinaison d'analyse et de simulations Monte-Carlo.

Le travail avec ce type de simulations est dû nécessairement au manque des expressions analytiques de la, P_D et de la, P_{FA} dans le cas d'un clutter de mer K -distribué, où elles ne sont pas disponibles à cause de la difficulté et la complexité mathématique de leurs calculs. Les résultats présentés ici, obtenus par la simulation, sont prévus essentiellement pour chercher l'algorithme CFAR le plus adapté aux environnements marins, d'où la performance du détecteur VI-CFAR est parallèlement étudiée et testée pour la première fois dans tels milieux.

Pour la mise en place du meilleur détecteur CFAR dans les milieux marins, les paramètres caractérisants le modèle statistique, du clutter de mer plus le bruit thermique, sont supposés connus *a priori*. De plus, le nombre de cellules de référence est fixé à $M=16$, et 100.000 réalisations indépendantes sont ainsi utilisées pour générer les statistiques nécessaires pour la simulation Monte-Carlo. Le multiplicateur scalaire T correspondant à chaque procédure utilisée est également calculé à chaque fois dans un environnement homogène (pour déterminé le seuil de détection) de manière à respecter une probabilité de fausse alarme nominale P_{FA} fixée à 10^{-3} (voir annexe E). Spécifiquement pour le détecteur VI-CFAR, les valeurs de K_{VI} et de K_{MR} sont également calculées séparément pour chaque simulations (dans un environnement homogène). Ces valeurs sont utilisées ensuite pour trouver les seuils de test assurant les niveaux désirés de confiance pour ce détecteur (c-à-d, l'erreur de test) [43].

- **En absence du bruit thermique**

Dans cette partie, on va essayer d'examiner les détecteurs, CA, GO, SO, OS, CMLD et VI-CFAR, et évaluer leur performance dans le cas où le bruit thermique est presque absent ($CNR=100\text{dB}$), d'où les résultats sont bien montré sur les Figs. 4.20–4.24. En premier lieu, à partir des Figs. 4.20–4.22, une comparaison des performances de détection des différents algorithmes CFAR est bien établie dans un environnement homogène, dans le sens de probabilité de détection. Dans ce cas, nous pouvons constater clairement, selon ces figures, la supériorité évidente du détecteur CA-CFAR devant ces concurrents, surtout pour un clutter pointu (c-à-d, $\nu = [0.1, 1]$). Pour des valeurs très faibles du paramètre de forme ($\nu \rightarrow 0.1$), nous remarquons également que les performances des deux détecteurs GO et VI-CFAR rapproche possiblement celle de CA-CFAR, où une insignifiante perte CFAR est enregistrée par rapport à ce dernier, et les courbes de la probabilité de détection correspondantes se situent clairement au-dessous de celle du CA-CFAR. Cependant, pour les autres procédures restantes, la perte additionnelle en détection apparue clairement importante. Par exemple pour une $P_D = 0.5$, le détecteur SO-CFAR enregistre une perte de l'ordre de 9dB (approximativement) par rapport au CA-CFAR, comme indiqué sur la Fig. 4.20. D'un autre côté, et selon les Figs. 4.21 et 4.22, il est bien montré que les performances des différentes architectures CFAR sont presque les mêmes et les courbes

correspondantes de la P_D sont proches les uns les autres, en remarquant toujours la supériorité de CA–CFAR, et la prééminence de CMLD, VI, et GO–CFAR devant les autres.

Dans les Figs. 4.23 et 4.24, nous étudions les performances de détections du CA, GO, SO, OS, CMLD et VI–CFAR, dans un environnement non–homogène, en présence d’une seule cible interférente localisée dans la demi–fenêtre (A). Dans ce cas–ci, le rapport interférentes–sur–clutter plus bruit, ICR , (*Interferences–to–Clutter Ratio*), est mis égale à SCR . Selon la Fig. 4.23, nous constatons que le détecteur CA–CFAR à demi–fenêtre (B), donne de meilleure performance puisqu’il fonctionne dans un milieu qu’il lui le considère homogène, à cause de l’absence des interférentes dans la demi–fenêtre (B), et sa supériorité est donc très évidente. Cependant en pratique, l’utilisation des architectures à demi fenêtré d’une manière indépendante est impraticable dans la plus part de temps, à cause du risque d’une présence probable des cibles interférentes dans l’une des deux demi–fenêtres, ce qui va alourdir le problème de la non–homogénéité de plus en plus. Dans ce cas–ci, l’influence de la puissance des cibles interférentes sur celle du clutter augmente, ce qui affecte fortement de son côté la performance de détection de ces procédures à demi–fenêtré dont la taille est la moitié de M . Ceci est bien expliqué par le comportement du détecteur CA–CFAR à demi–fenêtré (A), où il offre quant à lui une mauvaise estimation de la puissance totale du clutter, à cause de la présence d’une cible à son côté, et par conséquent, il possède la plus mauvaise performance par rapport aux autres algorithmes (voir Figs. 4.23 et 4.24). De plus, la performance de VI–CFAR approche celle de CA–CFAR (B), puisque le VI sélectionne intelligemment le détecteur le plus adéquat, et tire profit de ses excellentes performances (voir paragraphe 4.4.5). Notez que pour notre cas, le VI–CFAR choisit dynamiquement le détecteur CA–CFAR (B) ayant la meilleure performance. Il est important à noter également que la perte CFAR enregistrée dans la performance de détection du VI–CFAR pour des faibles SCR , est due essentiellement aux erreurs de test d’hypothèse utilisées notamment pour sélectionner la fenêtré appropriée. Il est déjà montré [43] que dans la présence des cibles interférentes, le VI–CFAR diminue solidement une éventuelle utilisation des deux demi–fenêtres combinées ensemble (A et B) et augmente par contre l’utilisation de celle qui ne contient aucune cible interférente, et voilà pour établir une meilleure estimation de l’environnement. Pour des faibles SCR , le VI–CFAR tente légèrement d’augmenter l’utilisation de l’autre demi–fenêtré (qui contient les interférentes), ce qui mène à une éphémère perte dans la performance de détection comme discutée précédemment. Selon ces mêmes figures (Figs. 4.23 et 4.24), la supériorité de CMLD, OS et SO–CFAR est incontestable, avec plus ou moins primauté d’un algorithme sur l’autre. D’un autre part, la performance de détection des deux détecteurs CA et GO–CFAR, se dégrade sérieusement, à cause de l’effet de capture dont ils souffrent. Cet effet est provoqué essentiellement par la présence d’une ou plusieurs cibles interférentes dans la série temporelle locale du clutter, et soulève de même le seuil adaptatif, ce qui engendre en

conséquence cette dégradation insupportable en terme de performance de détection du CA et GO-CFAR.

- **En présence du bruit thermique**

Dans les Figs. 4.25 –4.34, une évaluation des performances de détection des détecteurs, CA, GO, SO, OS, CMLD et VI-CFAR, est bien établie, en supposant maintenant la présence du bruit thermique additif ($CNR=0dB$). Au début, nous examinons ces détecteurs CFAR dans un environnement homogène K -distribué, dont les résultats sont bien montrés sur les Figs. 4.25–4.28. Selon la Fig. 4.25, pour un environnement homogène caractérisé par un clutter très pointu ($\nu = 0.1$, $CNR=0dB$), un premier constat est : la supériorité de CMLD et OS-CFAR est formellement évidente face aux autres architectures, mais d'une manière générale les performances des différents processeurs sont très proches l'un des autres. Cette similarité en terme de performance se renforce de plus en plus pour un clutter de mer assez pointu, comme montré sur la Fig. 4.27. Particulièrement pour les Figs. 4.26 et 4.28, nous établissons un réglage de seuil adaptatif d'une manière indépendante du bruit thermique qu'on le suppose négligeable, et voilà pour monter son influence sur la qualité de détection dans ces circonstances et conditions. Ceci est vraiment impraticable, mais on le fait présentement pour savoir mieux les influences du bruit thermique sur la qualité de détection dans les environnements marins, et pour distinguer pareillement l'architecture CFAR la plus robuste, dans le cas où il est considéré absent, tandis qu'il est confondu indubitablement dans les cellules de références avec le clutter et les interférentes (c-à-d, bruit présent). Pour un clutter très pointu, la préexcellence des performances des détecteurs GO et CA-CFAR est très claire devant les autres processeurs enregistrant de leur côté une perte en détection insupportable, comme le montre la Fig. 4.26. La primauté du détecteur GO-CFAR devant celui de CA-CFAR est justifiée par la nature très pointue du clutter, qui affecte relativement la performance de ce dernier. Dans ce cas-ci, et pour une petite taille de la fenêtre de référence, l'environnement local du clutter présente des bords qui se produisent de temps en temps entre un bloc des valeurs pointues (à puissance élevée) et un autre bloc à puissance réduite, ce qui affecte l'homogénéité de l'environnement local et provoque certainement une mauvaise estimation de niveau de puissance local par le CA-CFAR pour des faibles valeurs du paramètre de forme. Tandis que, le GO-CFAR offre de meilleure performance, d'où il est très robuste devant les bords causés par la présence du clutter impulsif (qui ressemblent relativement aux bords de clutter normaux apparus souvent dans un traitement de signal radar en cas de présence des cibles non-désirées). Cependant, pour un clutter assez pointu connu par une nature peu changeante (voir Fig. 4.28), l'environnement tend vers une homogénéité parfaite relativement et les différentes architectures CFAR manifestent presque les mêmes performances de détection, avec bien sûr une supériorité évidente des détecteurs CA, VI, et GO-CFAR respectivement. Ceci est bien illustré sur la Fig. 4.28, où la perte en détection,

que subissent les différentes procédures CFAR, se diminue incontestablement comparée à celle obtenue dans l'exemple de la Fig. 4.26.

En environnement non-homogène, la performance de détection des détecteurs CA, GO, SO, OS, CMLD et VI-CFAR, est également étudiée supposant la présence du bruit thermique. Ainsi, nous essayons d'examiner et évaluer cette performance en présence des cibles interférentes, et voilà pour enrichir notre compréhension du comportement de ces architectures et leur efficacité dans les milieux marins sous diverses conditions et circonstances. Le rapport interférentes-sur-clutter plus bruit, ICR , (*Interferences-to-Clutter Ratio*), est mis toujours égale à SCR . D'après la Fig. 4.29, où une cible interférente est localisée dans la demi-fenêtre (A), nous constatons que les détecteurs CMLD, OS, CA (B), SO et VI-CFAR offrent de meilleures performances et leurs prédominances est donc très évidente. Cependant, la performance de détection des détecteurs CA, et GO-CFAR, se dégrade dramatiquement comme apparu sur la même figure (dont les motifs sont bien expliqués lors du premier tronçon de ce sous-paragraphe). De plus, le détecteur CA-CFAR à demi-fenêtre (A) possède la plus mauvaise performance, et offre une médiocre estimation de la puissance locale du clutter, puisque la cible interférente se localise à son côté. Les mêmes constatations peuvent être extraites de la Fig. 4.32, pour un clutter assez pointu ($\nu = 0.1$). Cependant, la dégradation des performances des détecteurs CFAR est moins aiguë que celle obtenue pour un clutter très pointu, et la perte en détection CFAR se diminue évidemment d'une manière significative. Selon la Fig. 4.30, pour un clutter très pointu, il est clairement apparu que les détecteurs VI et CA-CFAR (B) possèdent une supériorité très notable devant le SO, OS et CMLD-CFAR qui présentent de leur côté une perte en détection très remarquable. Notez que pour l'exemple de la Fig. 4.30, le seuil adaptatif est maintenu d'une manière indépendante du bruit thermique. Nous constatons également que les détecteurs CA, GO, et CA-CFAR (A) fonctionne médiocrement, et la performance de chacun s'abaisse gravement ce qui engendre en conséquence une perte CFAR tragiquement insupportable.

La présence probable de deux cibles interférentes, ainsi que son influence sur la qualité de détection, sont également étudiés, d'où les résultats sont bien établis sur les Figs. 4.31 et 4.33. Cette fois-ci, on suppose qu'une cible interférente se trouve dans la demi-fenêtre (A) alors que l'autre se localise dans la demi-fenêtre (B), et voilà pour tester la robustesse des différentes architectures CFAR pour tel problème, tout en examinant et évaluant la performance de chacune. Selon les Fig. 4.31 et 4.33, nous remarquons clairement que la supériorité des deux détecteurs CMLD et OS-CFAR est indiscutable face aux autres architectures, mais avec une priorité du CMLD sur le OS -CFAR qui enregistre de leur côté une infime perte devant celui-là. De plus, la performance de détection des détecteurs VI, SO, CA (A), CA (B), CA, et GO-CFAR se dégrade sérieusement d'une façon tragique, même avec un SCR important relativement, dû à l'effet de capture des deux cibles interférentes. Et la dégradation est bien plus aiguë pour un clutter très pointu comme montré sur l'exemple de la Fig. 4.31,

que pour un clutter assez pointu (Fig. 4.33). Les mêmes remarques peuvent être extraites, à partir de la Fig. 4.34, où le seuil adaptatif est calculé indépendamment de niveau de puissance du bruit thermique, que l'on considère ici insignifiant. Dans ce cas-ci (pour $\nu = 1$), nous pouvons constater que le fait de négliger le bruit thermique (alors qu'il est certainement présent), n'a rien changé dans les résultats obtenus, et la supériorité des détecteurs CMLD et OS-CFAR reste presque invariante et incontestable devant les autres détecteurs, en enregistrant bien sûr certaine perte CFAR vis-à-vis aux résultats obtenus dans la Fig. 4.33.

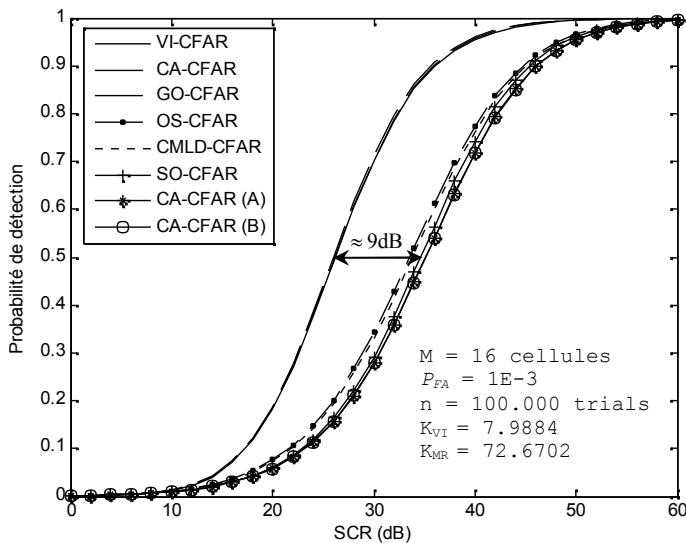


Fig. 4.20 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène.
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0^{VI}=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

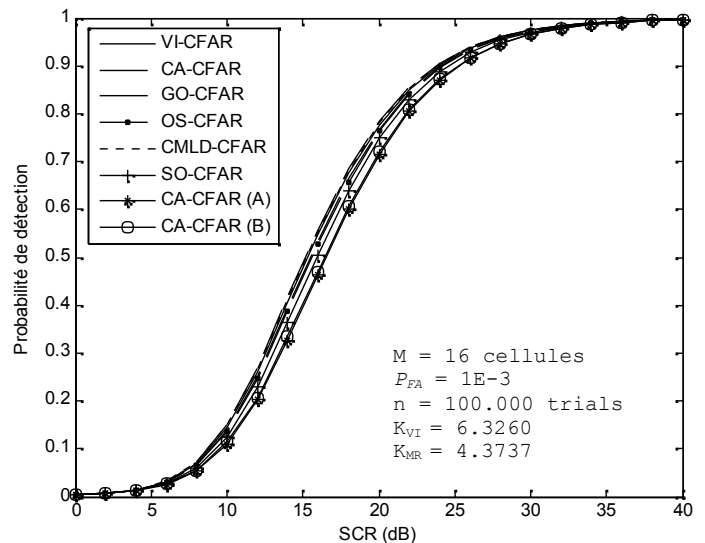


Fig. 4.21 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène.
 Pour $\nu=1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0^{VI}=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

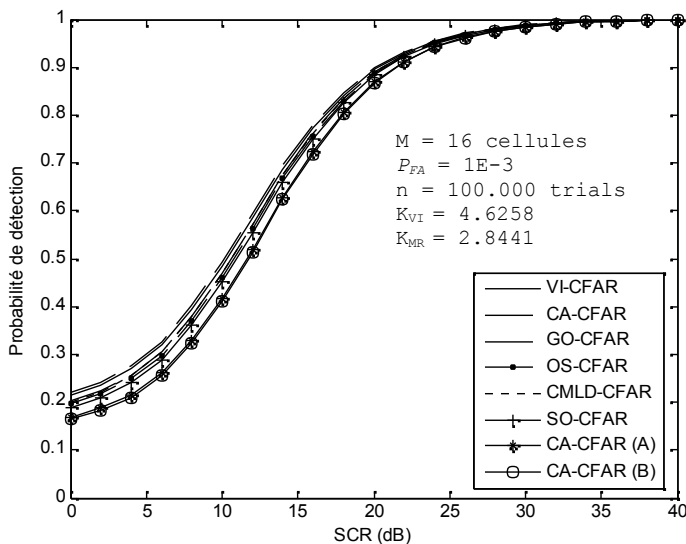


Fig. 4.22 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène.
 Pour $\nu=5$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0^{VI}=3.3\times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

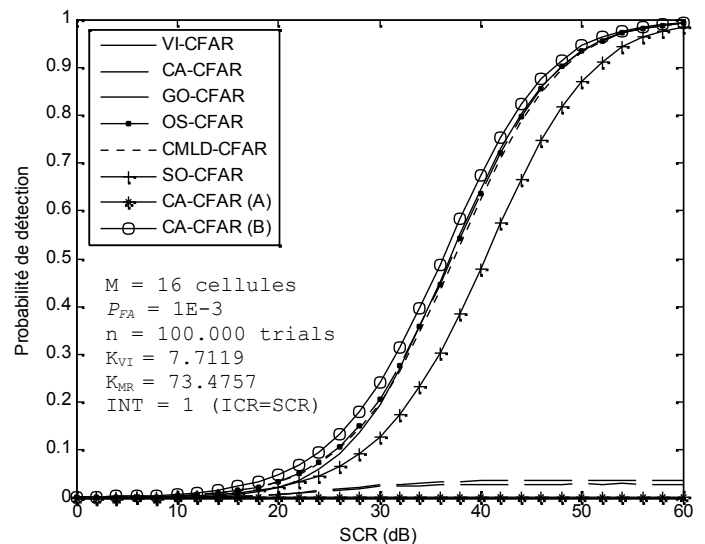


Fig. 4.23 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1).
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=100\text{dB}$, $\alpha_0^{VI}=9.2\times 10^{-2}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

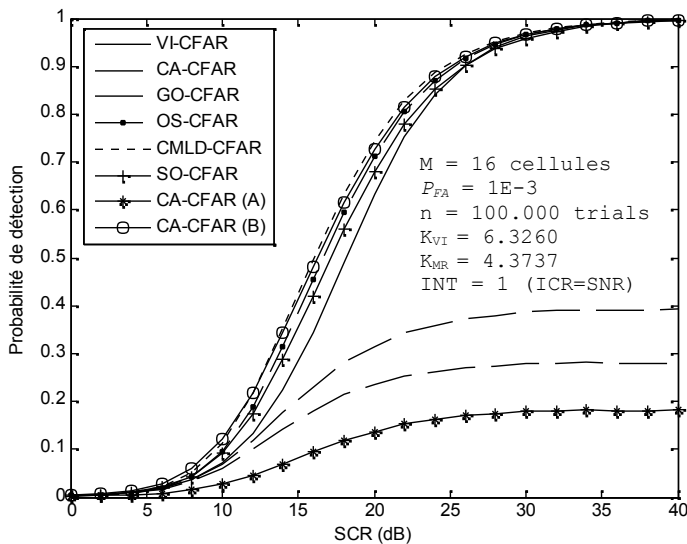


Fig. 4.24 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d’une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1).
 Pour $\nu=1$, $CNR=100$ dB, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

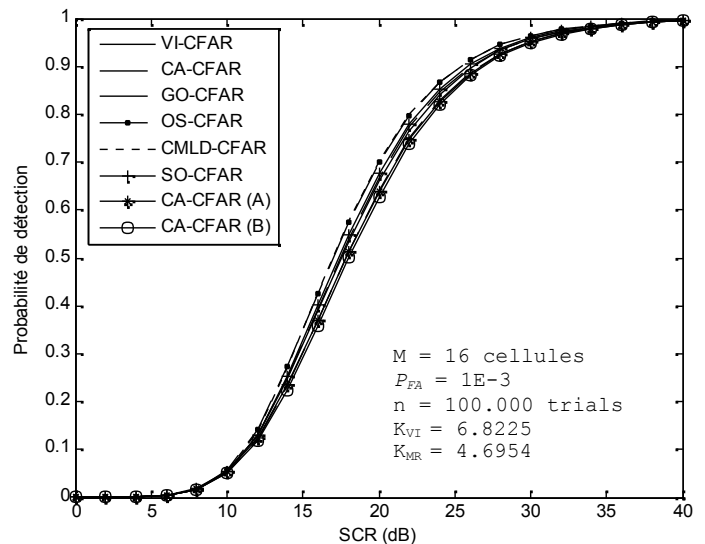


Fig. 4.25 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène.
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=0$ dB, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

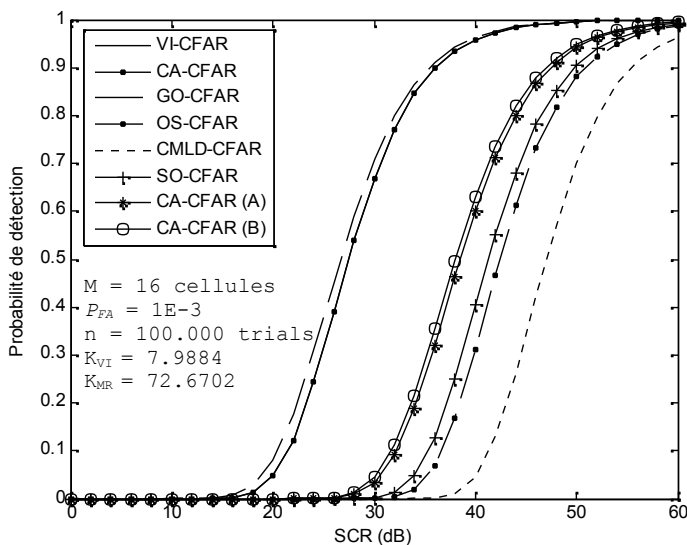


Fig. 4.26 – Probabilité de détection de détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène (le réglage de multiplicateur scalaire α ne dépend pas du bruit thermique additif).
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=0$ dB, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

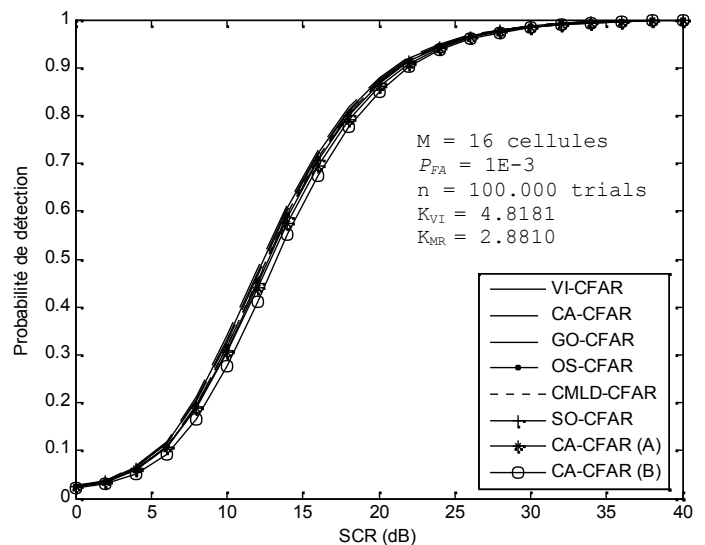


Fig. 4.27 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène.
 Pour $\nu=1$, $CNR=0$ dB, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

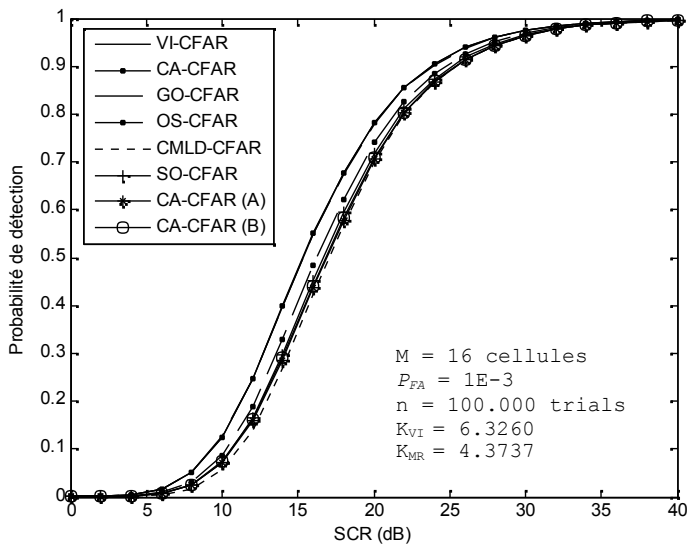


Fig. 4.28 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement homogène (le réglage de multiplicateur scalaire ne dépend pas du bruit thermique additif).
 Pour $\nu=1$, $CNR=0dB$, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

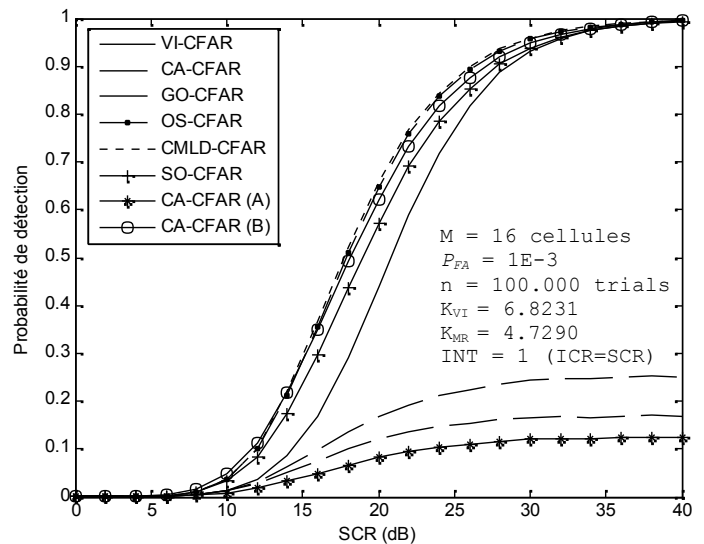


Fig. 4.29 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1).
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=0dB$, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

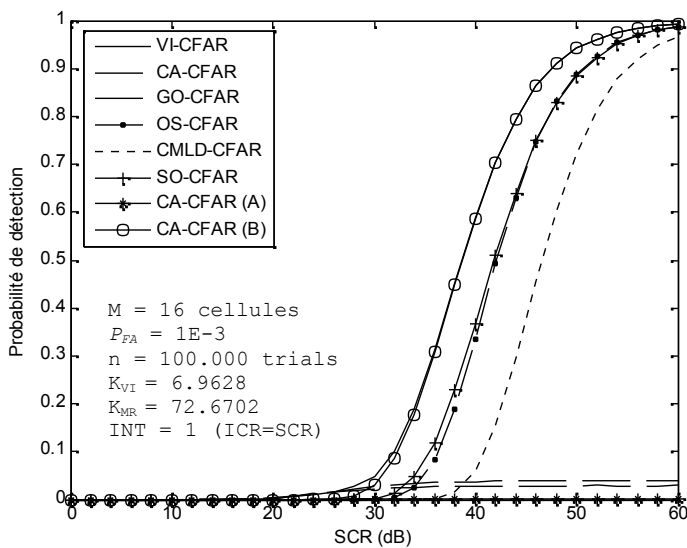


Fig. 4.30 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1). (Le réglage de multiplicateur scalaire ne dépend pas du bruit thermique additif).
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=0dB$, $\alpha_0^{VI}=2.2 \times 10^{-1}$, $\beta_0^{MR}=0.08$

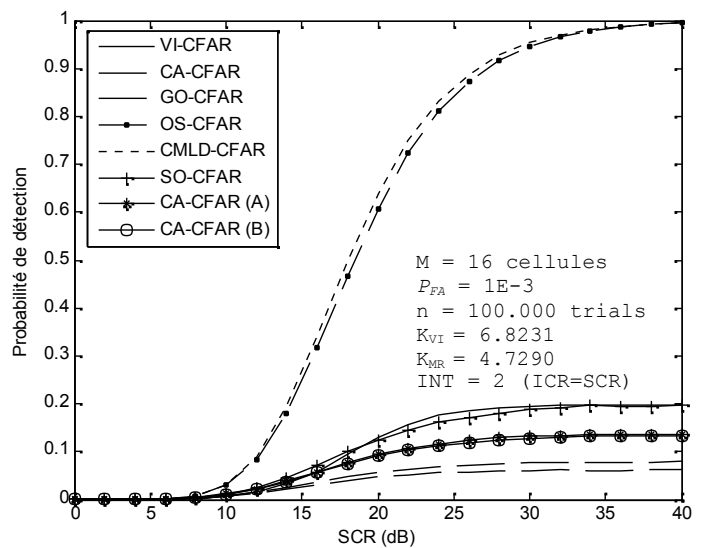


Fig. 4.31 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence de deux cibles interférentes, l'une dans la demi-fenêtre (A), et l'autre dans la demi-fenêtre (B) (INT=2).
 Pour $\nu=0.1$, $CNR=0dB$, $\alpha_0^{VI}=3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR}=0.08$.

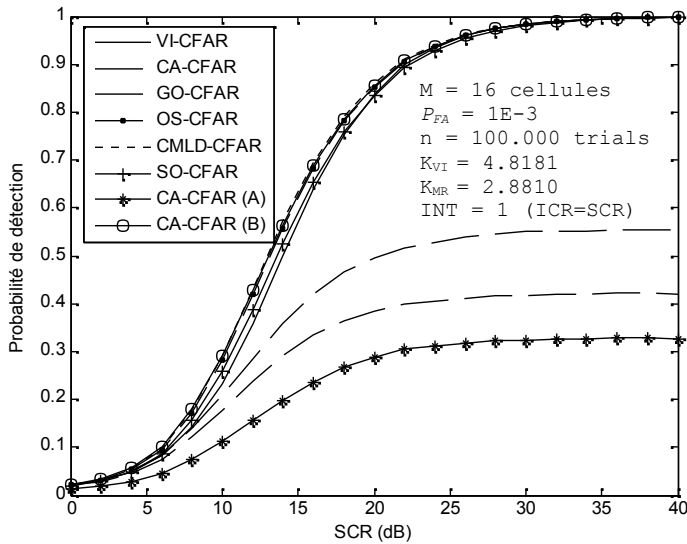


Fig. 4.32 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence d’une cible interférente dans la demi-fenêtre (A) (INT=1).

Pour $\nu=1$, $CNR = 0dB$, $\alpha_0^{VI} = 3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR} = 0.08$.

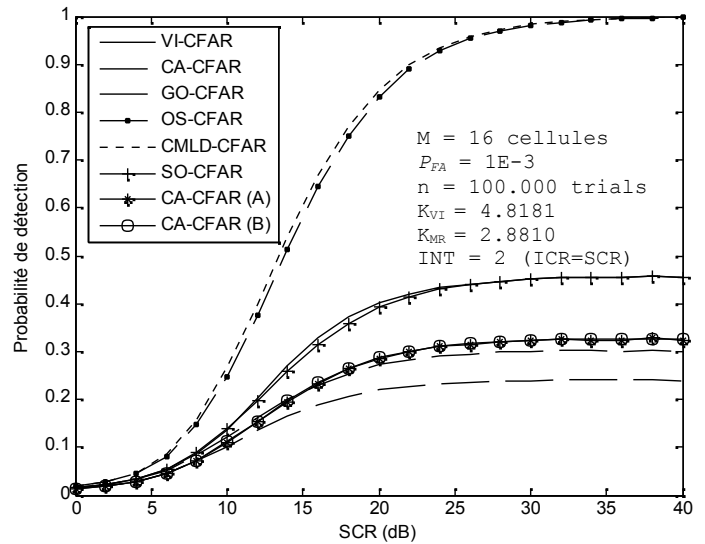


Fig. 4.33 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence de deux cibles interférentes, l’une dans la demi-fenêtre (A), et l’autre dans la demi-fenêtre (B) (INT=2).

Pour $\nu=1$, $CNR = 0dB$, $\alpha_0^{VI} = 3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR} = 0.08$.

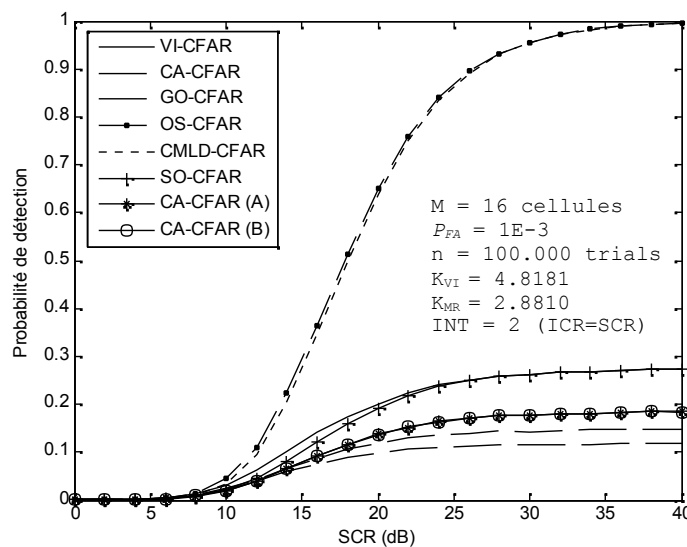


Fig. 4.34 – Probabilité de détection des détecteurs CA, SO, GO, OS, CMLD et VI-CFAR dans un environnement non-homogène en présence de deux cibles interférentes, l’une dans la demi-fenêtre (A), et l’autre dans la demi-fenêtre (B) (INT=2). (Le réglage de multiplicateur scalaire ne dépend pas du bruit thermique additif).

Pour $\nu=1$, $CNR = 0dB$, $\alpha_0^{VI} = 3.3 \times 10^{-3}$, $\beta_0^{MR} = 0.08$.

4.6. CONCLUSION

Lors de ce dernier chapitre, nous avons examiné et analysé les détecteurs CA, GO, SO, OS, CMLD et VI-CFAR dans les environnements homogènes et non-homogènes, dans le cadre du clutter de mer en présence du bruit thermique. En premier lieu, nous avons constaté que le détecteur CA-CFAR fonctionne d'une manière excellente par rapport aux autres détecteurs dans environnement du clutter homogène, en présence et en absence du bruit thermique. En revanche, en présence des cibles interférentes la qualité de détection du CA-CFAR et de quelques unes de ses variantes se diminue sérieusement, à cause de l'effet de capture. De plus, dans le cas où une cible interférente est présente, les détecteurs CMLD, OS, VI et SO-CFAR offrent de meilleure performance, en enregistrant de temps en temps une supériorité de l'un sur les autres selon la nature d'environnement et les paramètres du clutter plus le bruit thermique. En présence de deux cibles interférentes, cette supériorité est bien plus significative, pour les deux détecteurs CMLD et OS-CFAR, qui gardent leur primauté face aux autres architectures. Dans telles circonstances, la performance du détecteur intelligent VI-CFAR se dégrade alors tragiquement, puisqu'il partage les mêmes inconvénients que possèdent les processeurs qui lui composent (c-à-d, CA, GO, et SO-CFAR), et qui souffrent de leur côté d'une dégradation catastrophique en présence de cibles multiples.

Enfin, d'après l'étude analytique et comparative effectuée et les résultats de simulation obtenus dans un environnement du clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique, nous pouvons constater qu'un choix judicieux, pour surmonter les difficultés de la détection en milieux marins (homogènes et non-homogènes), dans les plus mauvaises conditions et circonstances, est d'employer les détecteurs CMLD et OS-CFAR ayant une supériorité incontestable devant les autres architectures, et fonctionnant d'une manière robuste dans de situations pareilles.

Conclusion Générale et Perspectives

Cette étude portait essentiellement sur la détection des cibles et les problèmes reliés dans les environnements marins connus par leurs natures très variantes et changeantes. Dans le contexte général du sujet traité dans ce mémoire, le traitement du signal et du clutter radar devient de plus en plus l'un des axes de recherche les plus attirant. Dans la surveillance maritime, les détecteurs classiques basés sur l'hypothèse d'un bruit gaussien en nature, sont souvent mis en défaut dès lors que l'environnement devient non-homogène, voire impulsionnel comme celui de clutter de mer, s'écartant très vite du modèle Gaussien. Des modèles statistiques non-gaussiens caractérisant un clutter de mer ont été apparus dans la littérature pour mieux décrire la réalité. La distribution- K généralement et son modèle composé particulièrement ont été les plus répandus, et en effet, étendus pour modéliser d'autres types du clutter radar. Dans ce mémoire, nous avons adopté uniquement le modèle composé de la distribution- K comme une description stochastique du clutter de mer, puisqu'il s'appuie certainement sur une justification théorique, et une interprétation physique. Cependant, cette nouvelle représentation statistique met en lumière de nouveaux problèmes théoriques très dures à savoir par exemple l'estimation des paramètres liés à ce modèle.

La présente étude avait pour objectif de développer des outils d'estimation des paramètres de la distribution- K en présence du bruit thermique, capables de fournir des qualités performantes par rapport aux approches déjà existantes. Et voilà pour pouvoir construire par la suite des détecteurs radar optimaux dans les environnements marins. D'un autre côté, cette étude offre un traité analytique et expérimental bien détaillé sur la détection CFAR dans un clutter de mer K -distribué en présence du bruit thermique. Cette analyse nous a permis également de mieux décrire les performances et les propriétés théoriques des détecteurs CFAR construits sous l'hypothèse de la connaissance *a priori* des paramètres caractérisant le clutter de mer. Ceux-ci ont été analysés et testés sur des données simulées du clutter de mer pour pouvoir distinguer le détecteur CFAR le plus adapté aux tels milieux. Les principales tâches élaborées dans ce travail seront, tout d'abord, rappelées de manière peu détaillée dans les paragraphes suivants de cette conclusion et plusieurs propositions non exhaustives de direction de recherche, restant à explorer, seront proposées par la suite dans le paragraphe des perspectives.

D'une manière plus générale, ce mémoire englobe quatre chapitres principaux, destinés essentiellement pour atteindre les objectifs déjà mentionnés. Dans un premier temps, lors du premier chapitre, nous avons exposé brièvement le concept de base du radar, ainsi que leurs applications et fonctions fondamentales. Ensuite, nous avons consacré toute une grande partie à la présentation du

principe de fonctionnement d'un radar à impulsions. A la fin de ce chapitre, nous avons rappelé quelques définitions sur la théorie de la décision, et présenté autant les différents critères classiques développés dans la littérature, pour comprendre comment le mécanisme de la détection des cibles radar est lié aux propriétés des détecteurs classiques basant sur telles critères.

Pour le besoin de l'étude, le deuxième chapitre de ce manuscrit a été consacré complètement pour l'exposition des différents modèles statistiques développés dans la littérature caractérisants un clutter de mer en absence et en présence du bruit thermique. Notre choix dans le présent travail s'est tombé spécifiquement sur le modèle composé de la distribution- K , puisqu'il a donné une meilleure description statistique de la nature aléatoire du clutter de mer comme déjà mentionné. Mais aussi, sa simplicité et sa flexibilité d'inclure l'addition du bruit thermique avec succès justifient de plus ce choix.

Le troisième chapitre constitue l'apport majeur de ce mémoire. Tout d'abord, un inventaire bibliographique des méthodes d'estimations classiques déjà établies dans la littérature a été présenté pour éclaircir notre compréhension du problème traité. Ensuite, de nouveaux estimateurs de paramètres du modèle statistique du clutter de mer en présence du bruit thermique ont été proposés. Les premiers estimateurs proposés ont été employés dans le cas où le rapport clutter-sur-bruit thermique, CNR , est connu *a priori*. Ces estimateurs qui sont très simple à mettre en œuvre, sont basés essentiellement sur les réseaux non-linéaires, et les architectures floues. Selon les résultats de simulations obtenus, ces approches s'avèrent très efficaces évidemment avec un CNR connu *a priori*. Cependant, son handicap se situe dans le cas où aucune information sur le CNR n'était jamais disponible *a priori*. Davantage, le choix (arbitraire) des fonctions non-linéaires attachées aux entrées des estimateurs neuronaux et flous n'était pas fondé sur un aspect théorique justifiant ce choix, ce qui représente un second handicap aux tels estimateurs qu'on devra le surmonter et dépasser prochainement.

La présente étude s'est alors orientée sur la recherche d'une méthode plus efficace permettant d'estimer convenablement tous les paramètres inconnus de la distribution- K (en présence du bruit) d'une manière simultanée, et sans aucune connaissance *a priori* sur les statistiques du clutter de mer et le CNR résultant. Pour ce faire, un autre outil d'estimation (non-linéaire) plus pragmatique basé sur l'ajustement paramétrique de la CDF réelle a été également proposé dans ce mémoire pour résoudre explicitement le problème d'estimation traité dans telles circonstances et conditions. La stratégie de base de ce nouvel outil d'estimation est strictement différente à celles des approches neuronales et floues, d'où il s'appuie essentiellement sur l'algorithme multi-dimensionnel non-linéaire de Nelder-Mead. De plus, les résultats de simulations obtenus en utilisant ce nouvel estimateur sont très encourageants, et très performants que ceux obtenus, par les méthodes classiques développées dans la littérature, ce qui prouve évidemment son efficacité, sa robustesse d'un côté et le bien fondé de nos propositions d'un autre côté.

Le dernier chapitre, représente un autre aspect autant important de ce mémoire. Il est consacré majoritairement à l'analyse de la détection CFAR dans les environnements marins. Vraiment, le travail effectué, dans ce chapitre-ci, n'a pas pour objectif de proposer une nouvelle architecture CFAR, mais il est destiné plutôt à chercher le détecteur CFAR (parmi ceux déjà existants) le plus robuste et le plus adapté en environnements du clutter de mer (homogènes et non-homogènes) en présence du bruit thermique. Nous avons présenté un bref aperçu sur les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR, et traité avec un peu de détail le fonctionnement des détecteurs CA, OS, GO, SO, CMLD et VI-CFAR. Lors des simulations faites, nous avons montré évidemment que les performances de la détection CFAR dépendent fortement de l'état de la mer, de la taille de la fenêtre de référence, du rapport signal-sur-clutter et de l'algorithme opté pour faire la détection. De même, nous avons examiné la performance et analysé le comportement de ces différents détecteurs CFAR dans les divers types d'environnements en jouant sur quelques éléments liés à l'entourage de détection et les conditions dans les quelles le système radar fonctionne, et voilà pour comparer soigneusement les uns aux autres, afin de discriminer celui qui offre une supériorité incontestable, en terme de performance de probabilité de détection, face aux autres. Nous avons conclu que dans un milieu cohérent (homogène), le CA-CFAR assure une meilleure performance par rapport aux autres détecteurs et constaté parallèlement que le VI-CFAR partage presque les mêmes performances avec celui-ci dans tels milieux. Cependant, nous avons remarqué que les performances de CA-CFAR et ses variantes mais aussi le VI-CFAR se dégradent tragiquement d'une manière disproportionnée (d'un détecteur à autre) en présence d'une ou deux cibles interférentes, à cause de l'effet de capture causé essentiellement par celles-ci. Nous avons noté également que les détecteurs CMLD et OS-CFAR offrent de leur côté une qualité de détection très évidente en présence d'une cible interférente et qu'ils garantissent de plus une meilleure performance, voire bien plus significative, dans les environnements non-homogène, incluant éventuellement les cibles multiples.

A propos de nos perspectives, on peut envisager quelques propositions pour de futures recherches.

- Concernant les estimateurs proposés fondés sur les réseaux neuronaux et les architectures floues, une perspective à court terme serait de régler les problèmes d'estimation liés aux tels estimateurs, pour améliorer en plus leurs qualités et surmonter également leurs entraves, afin d'avoir la possibilité d'estimer simultanément tous les paramètres de la distribution- K en présence de bruit thermique d'une manière convenable. Un autre axe de développement promoteur serait l'évaluation de ces estimateurs sur d'autres types de clutter, ou sur d'autres problèmes similaires dans les diverses disciplines.
- Il nous paraît intéressant également d'exploiter notre deuxième méthode non-linéaire d'estimation basé sur l'algorithme multi-dimensionnel de Nelder-Mead dans un cadre plus

générale, en l'employant prochainement pour résoudre des problèmes similaires, ou pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-dimensionnels fréquemment posés dans les divers domaines de la science et de la technologie. Les améliorations de cette méthode non-linéaire d'estimation sont abondantes et on retiendra surtout la réduction de la phase de convergence. Une autre perspective de grande envergure est de parvenir à améliorer cette méthode basée sur l'algorithme classique de Nelder-Mead qui présente de son côté des inconvénients, d'où il s'applique souvent à des variables sans bornes et aux problèmes sans contraintes, et s'arrête lorsqu'un minimum local est trouvé ; dans ce cas, la recherche peut échouer prématurément par stagnation sur un point non-stationnaire avant de se tomber sur le minimum globale. C'est pourquoi des améliorations de cette méthode d'estimation sont proposées, pour résoudre des problèmes contraints en variables réelles et bornées pour éviter toute divergence éventuelle. D'un autre point de vue, et spécialement au niveau d'optimisation, une évolution de la méthode proposée consistera à introduire conjointement les notions des contraintes, des bornes et de coût pour départager les solutions de qualité identiques grâce à des méthodes de recherches globales d'optimisation basées sur des fonctions multi-objectifs. Davantage, l'optimisation doit être guidée par des choix judicieux des paramètres à optimiser et les relations existant entre eux. De plus, on propose de prendre en compte quelques points essentiels qui restent vraiment ouverts pour de nouveaux travaux de recherches à savoir par exemple l'estimation des paramètres du clutter de mer partiellement ou complètement corrélé en présence du bruit thermique qui demeure un problème non résolu jusqu'à l'écriture de ces lignes.

- D'autre part, le développement et l'élaboration d'un algorithme de détection CFAR fonctionnant robustement dans les différents types d'environnements homogènes et non-homogènes fait également l'objet de défi pour les grands chercheurs. En effet, la conception d'une architecture hybride combinant les processeurs CFAR les plus robustes, et tirant profit de leurs excellentes performances demeure également un objectif autant important à atteindre.

Enfin, l'étude théorique des estimateurs des paramètres de la distribution- K en présence du bruit élaborés dans ce mémoire ainsi que leur validation avec des simulations, représente une première étape seulement mais qu'il est essentiel, ensuite, d'intégrer ces outils d'estimations dans des applications réelles. Il serait intéressant de noter également que les problèmes de détection sont des problèmes expérimentaux purs. Alors, je pense qu'une analyse plus approfondie des performances de la détection sur des données réelles en présence de cibles multiples, ou en présence des bords de clutter permettrait peut-être un jour d'intégrer aux radars opérationnels des techniques CFAR plus performantes. Ceci et cela constituent un travail de longue haleine, assez pénible, qui peut jouer un rôle important dans les prochaines années au niveau des systèmes de communications radars.

ANNEXE A

Moments de la distribution– K en présence du bruit thermique

A.1. Expression génératrice des moments de la distribution– K en présence du bruit thermique:

Le modèle composé de la distribution– K est caractérisé essentiellement par un paramètre de forme, ν , et un autre d'échelle, b , et défini sur \mathbb{R}_+ , [1, 7, 8], dont il est caractérisé par une composante appelée « le speckle », étant donnée en terme de la fonction de densité de probabilité conditionnelle comme suit, en assumant la présence du bruit thermique

$$p(x | y) = \frac{1}{2\sigma^2 + 4y^2 / \pi} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2 + 4y^2 / \pi}\right), \quad (0 \leq x \leq \infty) \quad (\text{A.1})$$

Et une autre appelée « la texture » suit une loi de Gamma, et est donnée de son côté par

$$p(y) = \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) \quad (0 \leq y \leq \infty) \quad (\text{A.2})$$

Alors pour un détecteur quadratique, la FDP de l'enveloppe, x , est exprimé statistiquement par :

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(y) p(x | y) dy \quad (\text{A.3})$$

On définit l'expression génératrice des moments dans un processus stochastique par la relation suivante

$$m_n = \int_0^{\infty} x^n p(x) dx \quad (\text{A.4})$$

où m_n est le moment de l'intensité du clutter d'ordre n .

En développant cette expression, on aura

$$\begin{aligned} m_n &= \int_0^{\infty} x^n p(x) dx = \int_0^{\infty} x^n \left(\int_0^{\infty} p(y) p(x | y) dy \right) dx \\ &= \int_0^{\infty} p(y) \left(\int_0^{\infty} x^n p(x | y) dx \right) dy \\ &= \int_0^{\infty} p(y) \left(\int_0^{\infty} \frac{x^n}{2\sigma^2 + 4y^2 / \pi} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2 + 4y^2 / \pi}\right) dx \right) dy \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

On a d'après la définition d'une intégrale définie (a definite integral involving exponential functions) sur l'intervalle $a \leq x \leq b$:

$$\int_0^{\infty} x^n e^{-ax} dx = \frac{\Gamma(n+1)}{a^{n+1}} \quad (\text{A.6})$$

La relation (A.6) est suggérée dans [94], et bien dans d'autres références.

En appliquant l'équation (A.6), la relation (A.5) devient :

$$m_n = \int_0^{\infty} p(y) \left(\frac{1}{2\sigma^2 + 4y^2/\pi} \left(\frac{\Gamma(n+1)}{1} \right) \right) dy \quad (\text{A.7})$$

Après la simplification (A.7) peut être écrite simplement par

$$m_n = \Gamma(n+1) \int_0^{\infty} (2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^{n+1} p(y) dy \quad (\text{A.8})$$

En remplaçant (A.2), dans (A.8), on obtient l'expression donnée par (2.33) du chapitre 2 :

$$m_n = \frac{2b^{2\nu} \Gamma(n+1)}{\Gamma(\nu)} \int_0^{\infty} (2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^n y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) dy \quad (\text{A.9})$$

où $\Gamma(\bullet)$ est une fonction Gamma.

A.2. Moments d'ordre un, deux, et trois de la distribution-K en présence du bruit thermique

L'intégrale donnée par (A.9) peut être évaluée aisément pour $n=1, 2, 3$, en s'appuyant sur les tables intégrales disponibles dans les bouquins mathématiques, tout en utilisant les caractéristiques de quelques fonction mathématiques spéciales à savoir la fonction gamma ($\Gamma(\bullet)$).

Alors pour $n=1$:

$$\begin{aligned} m_1 &= \frac{2b^{2\nu} \Gamma(1+1)}{\Gamma(\nu)} \int_0^{\infty} (2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^1 y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) dy \\ &= \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \int_0^{\infty} (2\sigma^2 + 4y^2/\pi) y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) dy \\ &= \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \int_0^{\infty} (2\sigma^2 y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) + \frac{4y^2}{\pi} y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2)) dy \\ &= \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(2\sigma^2 \int_0^{\infty} y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) dy + \frac{4}{\pi} \int_0^{\infty} y^{2\nu+1} \exp(-b^2 y^2) dy \right) \end{aligned} \quad (\text{A.10})$$

On a, encore fois, d'après la définition d'une intégrale définie:

$$\int_0^{\infty} x^n e^{-ax^2} dx = \frac{\Gamma((n+1)/2)}{2a^{(n+1)/2}} \quad (\text{A.11})$$

La relation (A.11) est suggérée également dans [94], et bien dans d'autres références.

En utilisant cette dernière, la relation (A.10) peut être simplifiée de plus, pour devenir :

$$\begin{aligned}
m_1 &= \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(2\sigma^2 \frac{\Gamma((2\nu-1+1)/2)}{2(b^2)^{(2\nu-1+1)/2}} + \frac{4}{\pi} \frac{\Gamma((2\nu+1+1)/2)}{2(b^2)^{(2\nu+1+1)/2}} \right) \\
&= \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\sigma^2 \frac{\Gamma(\nu)}{(b^2)^\nu} + \frac{2}{\pi} \frac{\Gamma(\nu+1)}{(b^2)^{(\nu+1)}} \right) \\
&= \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \sigma^2 \frac{\Gamma(\nu)}{b^{2\nu}} + \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \frac{2}{\pi} \frac{\nu \Gamma(\nu)}{b^{2\nu+2}} \\
&= 2\sigma^2 + \frac{4\nu}{\pi b^2}
\end{aligned} \tag{A.12}$$

où $\Gamma(n+1) = n!$ et $\Gamma(1) = \Gamma(2) = 1$, d'après les propriétés simples d'une fonction Gamma.

Pour avoir les expressions des moments m_2 , et m_3 , on doit refaire les mêmes étapes, en employant toujours les caractéristiques de quelques fonctions mathématiques fréquemment apparues dans telles situations. Après les développements et les simplifications m_2 , et m_3 sont donnés par

$$m_2 = 8\sigma^2 + \frac{32\sigma^2}{\pi} \frac{\nu}{b^2} + \frac{32}{\pi^2} \frac{\nu(\nu+1)}{b^4} \tag{A.13}$$

$$m_3 = 48\sigma^6 + \frac{288\sigma^4}{\pi} \frac{\nu}{b^2} + \frac{576\sigma^2}{\pi^2} \frac{\nu(\nu+1)}{b^4} + \frac{384}{\pi^3} \frac{\nu(\nu+1)(\nu+2)}{b^6} \tag{A.14}$$

A.3. Expression génératrice des moments, lorsqu'une intégration non-cohérente de N impulsions est assumée :

En cas d'une intégration non-cohérente de N impulsions, l'expression du speckle se change pour avoir la forme donnée par (2.30). Dans ce cas, le moment d'ordre n pour N impulsions, $m_n^{(N)}$, est donné par

$$\begin{aligned}
m_n^{(N)} &= \int_0^\infty x^n p(y) \left(\int_0^\infty \frac{x^{N-1}}{(2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^N (N-1)!} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2 + 4y^2/\pi}\right) dx \right) dy \\
&= \int_0^\infty p(y) \left(\int_0^\infty \frac{x^n \cdot x^{N-1}}{(2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^N (N-1)!} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2 + 4y^2/\pi}\right) dx \right) dy \\
&= \int_0^\infty \frac{p(y)}{(2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^N (N-1)!} \left(\int_0^\infty x^{N+n-1} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2 + 4y^2/\pi}\right) dx \right) dy
\end{aligned} \tag{A.15}$$

En utilisant (A.6), alors l'expression $\int_0^\infty x^{N+n-1} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2 + 4y^2/\pi}\right) dx = \frac{\Gamma(N+n)}{(1/(2\sigma^2 + 4y^2/\pi))^{N+n}}$.

Dans ce cas, (A.15) devient :

$$\begin{aligned}
m_n^{(N)} &= \int_0^\infty \frac{p(y)}{(2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^N (N-1)!} \left(\frac{\Gamma(N+n)}{(1/(2\sigma^2 + 4y^2/\pi))^{N+n}} \right) dy \\
&= \int_0^\infty (2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^n \frac{\Gamma(N+n)}{(N-1)!} p(y) dy \\
&= \frac{\Gamma(N+n)}{\Gamma(N)} \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} \int_0^\infty (2\sigma^2 + 4y^2/\pi)^n y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) dy
\end{aligned} \tag{A.16}$$

ANNEXE B

Paramètres optimaux des réseaux de neurones flous (FNN)

Table B.1 – Paramètres optimaux du *FNN MISO* trouvé après l'entraînement de l'estimateur des *FNN* via *AG*.

j	$[l_{A_j} \ c_{A_j} \ r_{A_j}]$	$[l_{A_{2j}} \ c_{A_{2j}} \ r_{A_{2j}}]$	$[-l \ w \ 2w+1]$	P_{ij}
1 (Low)	[-200 2.1887 2.2283]	[-200 0.1632 0.3211]		0.4113 0.0213 0.0638 0.9934 0.0003 0.0000 0.9469 0.0285 0.0020
2 (Medium)	[2.1887 2.2283 2.2680]	[0.1632 0.3211 0.4791]	[0 3 6]	1.0000 0.3210 0.0000 0.9991 0.0941 0.0398 1.0000 0.0000 0.0000
3 (High)	[2.2283 2.2680 200]	[0.3211 0.4791 200]		0.0316 0.0000 0.2855 0.9858 0.0000 0.0000 0.7668 0.6244 0.4994

$M=1000, n_1=9, n_2=3$ après 2000 générations de l'optimiseur de *AG*.

Table B.2 – Paramètres optimaux du *FNN MIMO* trouvé après l'entraînement de l'estimateur des *FNN* via *AG*.

	$[-l \ w \ 2w+1]$	P_{ij}
ν	[0 3 6]	0.9545 0.4156 0.4145 0.1870 0.9253 0.4108 0.6970 0.0032 0.0012 0.9049 0.0152 0.0050 0.8021 0.0231 0.0007 0.8761 0.0000 0.0012 0.9980 0.2944 0.0019 0.9854 0.7940 0.1093 0.9963 0.0809 0.0429 0.8696 0.4068 0.0112
b	[0.5 2.1 3.7]	0.9936 0.0021 0.0003 0.9774 0.0116 0.0000 0.0293 0.0008 0.2740 0.0000 0.0001 0.6982 0.9314 0.0018 0.0112 0.9549 0.3616 0.1057 0.3960 0.3532 0.4802 0.2849 0.3476 0.4036

$M=1000, n_1=9, n_2=6$ après 2000 générations de l'optimiseur de *AG*.

ANNEXE C

Estimation empirique de la densité de probabilité par la méthode des histogrammes

L'estimation d'une densité de probabilité est un problème délicat à résoudre dans les mathématiques expérimentales et dans le calcul statistique. Ce problème sert à chercher une expression mathématique ou analytique de la loi, caractérisant la nature statistique des données traitées, sous la forme d'une fonction continue. Dans cette annexe, nous allons présenter brièvement, la méthode des histogrammes, destiné à l'estimation des densités de probabilité. La méthode des histogrammes est une méthode empirique puisqu'il ne s'agit que d'un comptage de valeurs, à partir d'échantillons issus d'une même loi et le résultat de l'estimation se présente sous la forme d'un histogramme de valeurs (d'où son nom).

L'estimation \hat{P} d'une densité de probabilité P par un histogramme s'effectue en comptant le nombre d'échantillons X_i égaux aux valeurs considérées, ramené au nombre total des échantillons (M). Le résultat obtenu n'est pas une fonction continue et on peut l'exprimer comme suit :

$$\hat{P}_x(x) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \delta(x - X_i) \quad (\text{C.1})$$

où $\delta(y) = 1$ si $y = 0$ et 0 sinon. Cette méthode, dépendante des données, est très simple et permet d'obtenir rapidement une idée de la forme de la loi. En revanche pour une estimation plus précise, il n'est pas très judicieux de l'utiliser.

Pour introduire assez rapidement la méthode des noyaux, on peut généraliser, dans un premier temps, la méthode décrite ci-dessus, en ne comptant pas le nombre d'échantillons égaux à certaines valeurs, mais en comptant le nombre d'échantillons tombant dans un intervalle donné de longueur $2h$ ($h \geq 0$). L'estimateur obtenu est appelé l'estimateur naïf ou rectangulaire et s'exprime comme suit :

$$\hat{P}_x(x) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{1}{h} w\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (\text{C.2})$$

où $w(\cdot)$ est la fonction poids définie par :

$$w(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } |x| < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{C.3})$$

Cet estimateur est loin d'être satisfaisant puisque \hat{P} n'est pas une fonction continue mais a des sauts aux points $X_i \pm h$ et admet des dérivées nulles partout ailleurs. On peut donc généraliser la méthode en remplaçant la fonction poids $w(\cdot)$ par une fonction noyau.

Soit \aleph une fonction noyau, supposée symétrique et qui vérifie les propriétés suivantes :

$$\begin{aligned} \int \aleph(t) dt &= 1 \\ \int t \aleph(t) dt &= 0 \\ \int t^2 \aleph(t) dt &= k_2 \neq 0 \end{aligned} \quad (\text{C.4})$$

On suppose de plus que la densité inconnue P est de classe C^∞ [85]. L'estimateur noyau de \hat{P} admet donc pour expression :

$$\hat{P}_x(x) = \frac{1}{M h} \sum_{i=1}^M \aleph\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (\text{C.5})$$

où h est la largeur de la fenêtre.

Une meilleure explication s'établit dans la littérature [85], particulièrement sur les noyaux \aleph , utilisés en pratique, ainsi que leur efficacité, et sur les différentes méthodes d'estimation de densités de probabilité d'une façon générale. Les graphiques suivants représentent quelques exemples illustratifs, dont on a appliqué à chaque fois la méthode des histogrammes sur des données K -distribuées simulées, pour estimer leur FDP empirique à partir des échantillons simulés.

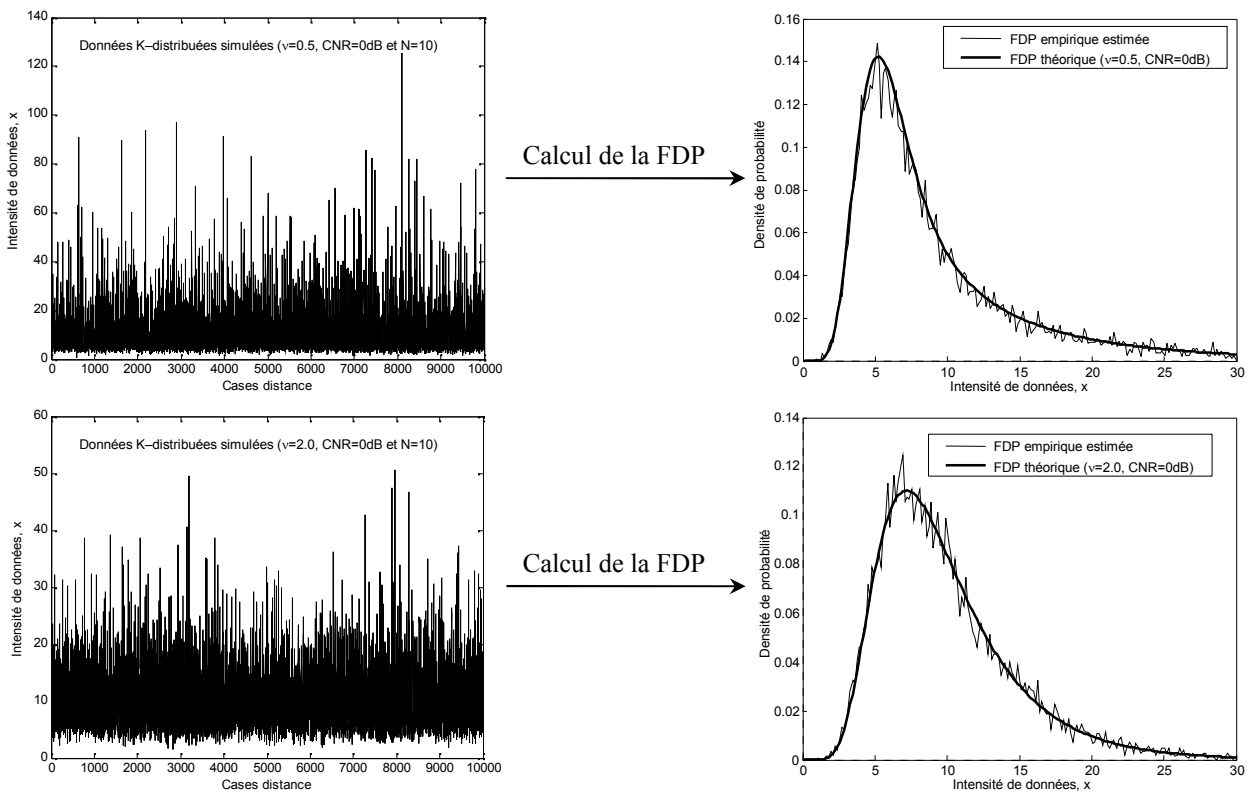


Fig. C.1 – Estimation de la FDP des données K -distribuées par la méthode des histogrammes, assumant une intégration non-cohérente de 10 impulsions ($N=10$).

ANNEXE D

Organigramme de la nouvelle méthode d'estimation basée sur l'algorithme de N-M

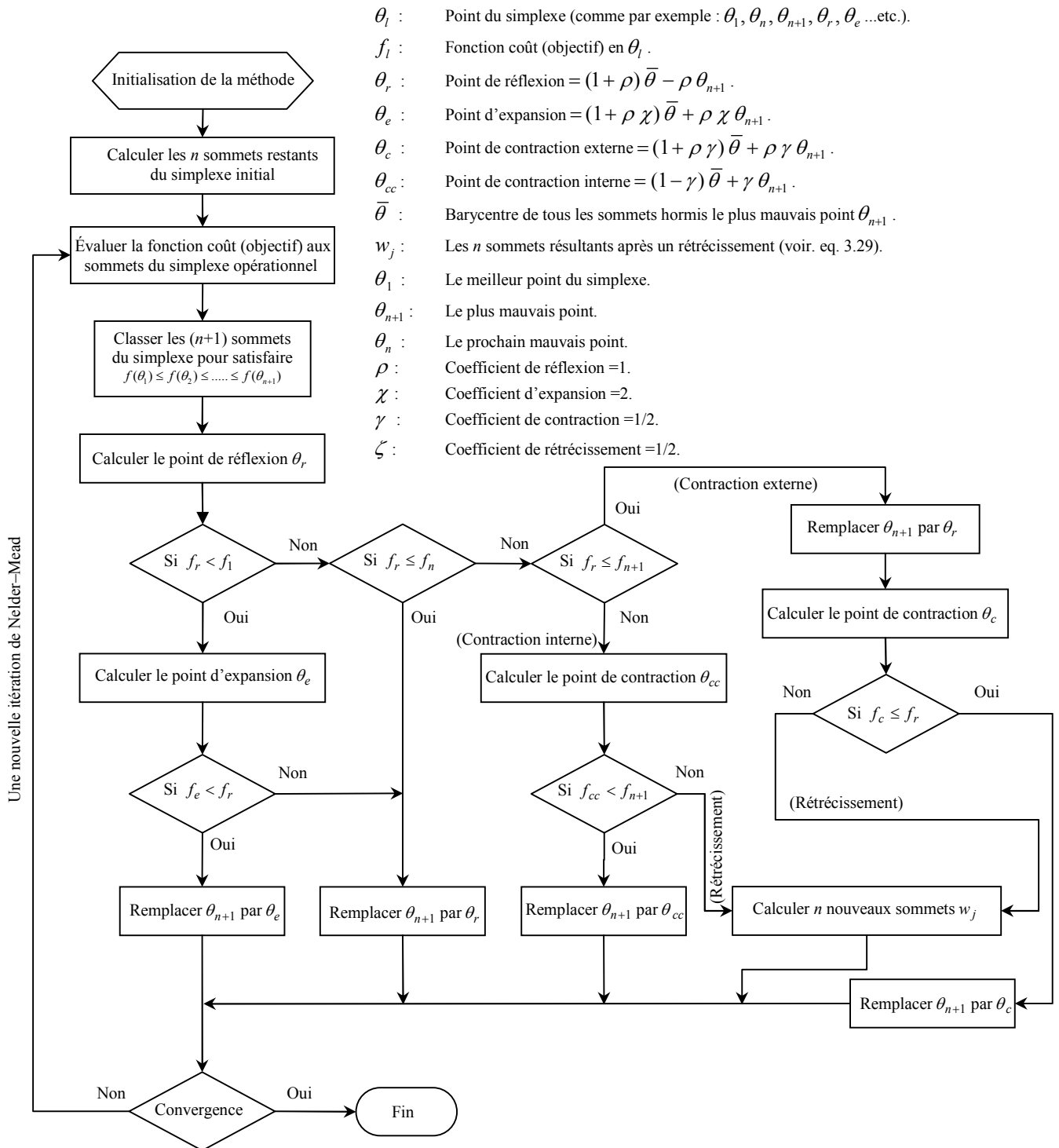


Fig. D.1 – Organigramme de la nouvelle méthode d'estimation basée sur l'algorithme multidimensionnel de Nelder–Mead.

ANNEXE E

Facteur multiplicatif « T » de seuil pour les détecteurs CA, CA (A), CA (B), OS, CMLD, SO, et GO-CFAR



Table E.1 – Facteur multiplicatif salaire «T» pour les détecteurs CA, CA(A), CA(B), OS, CMLD, SO, et GO-CFAR.

	En absence du bruit thermique CNR=100dB (*)			En présence du bruit thermique CNR=0dB	
	$\nu = 0.1$	$\nu = 1$	$\nu = 5$	$\nu = 0.1$	$\nu = 1$
CA-CFAR	25.7556	1.5746	0.7311	2.9605	0.8327
CA-CFAR (A)	0.6059×10^3	4.5086	1.9091	6.9714	1.9452
CA-CFAR (B)	0.6092×10^3	4.4171	1.9341	6.8546	2.1146
OS-CFAR	1.2619×10^4	26.2433	10.5567	41.6265	11.9037
CMLD-CFAR	7.2226×10^3	5.8834	2.0653	8.4289	2.3287
SO-CFAR	1.4058×10^3	5.5825	2.1820	8.3586	2.4140
GO-CFAR	33.9074	2.6246	1.2908	4.8708	1.4210

Les résultats sont obtenus pour $M=16$, $N=1$, $P_{FA}=10^{-3}$, et $n=100.000$ simulations MC.

(*) Pour les résultats présentés sur les Figs. 4.26, 4.28, 4.30 et 4.34 dans la sous-section 4.5.2, où le CNR=0dB, le régale de multiplicateur scalaire «T» est mis en application particulièrement d'une manière indépendante du niveau de bruit thermique, qui est considéré absent tandis qu'il est présent. Dans ce cas, étant donné un paramètre de forme quelconque, le multiplicateur de seuil, résultant pour un CNR=0dB, prend des valeurs identiques à celles obtenues en cas d'absence du bruit (CNR=100dB).

Bibliographie

- 
- 
-
- [1] K. D. Ward, "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, vol. 17, pp. 561–563, August 1981.
- [2] G. V. Trunk, "Radar properties of non-rayleigh sea clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 8, pp. 196–204, March 1972.
- [3] M. I. Skolnik, "Introduction to radar systems," Second Edition, *McGraw-Hill*, 1981.
- [4] P. H. Y. Lee, J. D. Barter, K. L. Beach, C. L. Hindman, B. M. Lake, H. Rungaldier, J. C. Shelton, A. B. Williams, R. Yee, and H. C. Yuen, "X-band microwave backscattering from ocean waves," *Journal of Geophysical Research*, vol. 100, pp. 2591–2611, February 1995.
- [5] P. H. Y. Lee, J. D. Barter, K. L. Beach, E. Caponi, C. L. Hindman, B. M. Lake, H. Rungaldier, and J. C. Shelton, "Power spectral lineshapes of microwave radiation backscattered from sea surfaces at small grazing angles," *IEE Proceedings Radar, Sonar Navig.*, vol. 142, pp. 252–258, October 1995.
- [6] A. Farina and P. Lombardo, "Modelling of a mixture of K-distributed and Gaussian clutter for coherent radar detection," *Electronics Letters*, vol. 30, pp. 520–521, March 1994.
- [7] S. Watts, "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 23., No.1, pp. 40–45, January 1987.
- [8] K. D. Ward, R. J. A. Tough and S. Watts, "Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance", *IET Publisher*: London, UK, 2006.
- [9] K. D. Ward and S. Watts, "Radar sea clutter," *Microwave Journal*, vol. 28, pp. 109–121, June 1985.
- [10] G. V. Trunk and S. F. George, "Detection of targets in non-Gaussian sea clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 6, pp. 620–628, September 1970.
- [11] D. C. Schleher, "Radar detection in weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 12, pp. 736–743, November 1976.
- [12] F. A. Fay, J. Clarke, and R. S. Peters, "Weibull distribution applied to sea clutter," in *IEE International Conference Radar '77*, (London, UK), pp. 101–104, 25–28 October 1977.
- [13] A. Farina, A. Russo, A. Scannapieco, F., and Barbarossa, F., "Theory of radar detection in coherent Weibull clutter," *IEE Proceedings*, vol. 134, N^o2, pp. 174–190, April 1986.
- [14] R. Rifkin, "Analysis of CFAR performance in Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace*, vol. 30, No. 2, pp. 315–328, April 1994.
- [15] R. Ravid, N. Levanon, "Maximum-likelihood CFAR for Weibull background," *IEE Proceedings*, vol. 139, No. 3, pp. 256–264, June 1992.

-
- [16] M. V. Menon, "Estimation of the shape and scale parameters of the Weibull distribution," *Technometrics*, No. 15, pp. 175–182, 1963.
- [17] K. D. Ward, C. J. Baker, and S. Watts, "Maritime surveillance radar part 1: radar scattering from the ocean surface," *IEE Proceedings Part F*, vol. 137, pp. 51–62, April 1990.
- [18] A. Farina, A. Russo, and F. A. Studer, "Coherent radar detection in log-normal clutter," *IEE Proceedings Part F*, vol. 133, pp. 39–54, February 1986.
- [19] H. C. Chan, "Radar sea clutter at low grazing angles," *IEE Proceedings*, vol. 137, No. 2, pp. 102–112, June 1990.
- [20] R. S. Raghavan, "A method for estimating parameters of K-distributed clutter," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. System*, vol. 27, no 2, pp. 238–246, Mar 1991.
- [21] S. Watts, "A practical approach to the prediction and assessment of radar performance in sea clutter," *IEEE International Radar Conference*, pp. 181–186, 1995.
- [22] K. D. Ward, "A radar sea clutter model and its application to performance assessment," *IEE Conference Publication*, pp. 203–207, October 1982.
- [23] S. Watts, "Radar detection prediction in sea clutter using the compound K-distribution model," *IEE Proceedings*, vol. 132, Pt. F, No. 7, pp. 613–620, December 1985.
- [24] E. Conte., and M. Longo, "On a coherent model for log-normal clutter," *IEE Proceedings*, vol. 134, Pt. F, No. 2, pp. 198–201, April 1987.
- [25] D. Blacknell, "Comparison of parameter estimators for the K-distribution", *Proc IEE, Radar, Sonar Navig.*, vol. 141, No 1, pp.45-52, February 1994.
- [26] D. Blacknell, "Parameter estimation for the K-distribution based on $[z \log(z)]$ ", *Proc IEE, Radar, Sonar Navig.*, vol. 148, No 6, pp.309-312, December 2001.
- [27] D. R. Iskander, A. M. Zoubir, and B. Boashash, "A method for estimating the parameters of the K-distribution". *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 47, No .3, 1147-1151, April 1999.
- [28] D. R. Iskander, A. M. Zoubir, and B. Boashash, "Estimation of the parameters of the K-distribution using higher order and fractional moments". *IEEE Trans. AES*, vol. 35, No .5, pp. 1453-1456, September 1999.
- [29] S. Watts, "The performance of cell-averaging CFAR systems in sea clutter", *IEEE international Radar conference*, pp 398–403, 2000.
- [30] H. M. Finn., and R. S. Johnson, "Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter-Level Estimates," *RCA Review.*, Vol. 29., pp. 414–464., September 1968.
- [31] V.G. Hansen, "Constant false alarm rate processing in search radars," *Proceedings of the IEEE International Radar Conference*, London, 325–332. 1973.
- [32] V. G. Hansen., and J. H. Sawyers. "Detectability Loss due to Greatest-of-Selection in a Cell Averaging CFAR," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol AES-16, pp. 115–118. 1980.
- [33] J. D. Moore., and N. B. Lawrence. "Comparison of Tow CFAR Methods Used With Square-Law Detection of Swerling I Targets," *Proceedings of the IEEE International Radar Conference*, pp. 403–409. 1980.
- [34] M. Weiss., "Analysis of Some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-14, No. 1, pp. 102–114. 1982.
- [35] G. V. Trunk., "Range Resolution of Targets Using Automatic Detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-14, No. 5, pp. 750–755. 1978.
-

- [36] M. Barkat., and P. K. Varshney, "Adaptive Cell Averaging CFAR Detection with Multiple Estimators," *Proceedings of the IV European Signal Processing Conference*, pp. 355–358. 1988.
- [37] H. Rohling, "Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-19, No. 4, pp. 608–62. 1983.
- [38] P. P. Gandhi., and S. A. Kassam, "An adaptive order statistic constant false alarm rate detector," *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems Engineering*, New York. pp. 85–88, 1989.
- [39] R. Viswanathan and A. Eftekhari, "A selection and estimation test for multiple target detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.28, pp. 505-519, April 1992.
- [40] P. P. Gandhi, and S. A. Kassam, "Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-24, No. 4, pp. 427–445. July 1988.
- [41] J. T. Rickard., and G. M. Dillard, "Adaptive Detection Algorithms for Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-13, No. 4., pp. 338–343. 1977.
- [42] J. A. Ritcey, "Performance Analysis of the Censored Mean Level Detector," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-22, No. 4, pp. 443-454. 1986.
- [43] M. Smith and K. Varshney, "Intelligent CFAR processor based on data variability," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, N°. 3, pp. 837-847. July 2000.
- [44] P. Weber and S. Haykin, "Order statistique CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-21, pp. 819-821. November 1985.
- [45] M. Barkat., S. D. Himonas, and P. K. Varshney, "CFAR Detection for Multiple Target Situations," *IEE Proceedings*, Vol. 136, Pt. F., No. 5, pp. 193–210. October 1989.
- [46] S. D. Himonas., and M. Barkat, "Automatic Censored CFAR Detection for Nonhomogeneous Environments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-28, No. 1, pp. 286–304. 1992.
- [47] S Watts, "Cell-averaging CFAR gain in spatially correlated K-distributed sea clutter," *IEE Proceedings Radar, Sonar Navig.*, Vol. 143, No. 5, pp 32 1-327. October 1996.
- [48] G. Morris., and L. Harkness, "Airborne Pulsed Doppler Radar," Norwood, MA: *Artech House*, 1996.
- [49] J.A. Nelder, and R. Mead., "A simplex method for function minimization", *Comput. J.*, vol. 7, pp. 308–313, 1965.
- [50] J.C. Lagarias, J.A. Reeds, M.H. Wright, and P.E. Wright, "Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions", *SIAM J. Optim.* vol. 9, No. 1, pp. 112–147, December 1998.
- [51] P. Lacomme, J.P. Hardange, J.C. Marchais, E. Normant, "Air and Spaceborne Radar Systems: An Introduction," *William Andrew Publishing*, LLC, 2001 (version translated from the French to English).
- [52] T. Laroussi, "Détection adaptative CFAR de cibles Chi–square corrélées à plusieurs degrés de liberté en présence d'un fouillis Rayleigh corrélé," *Thèse de Doctorat d'état*, Université de Constantine, Département d'électronique, Décembre 2005.
- [53] A. Mezache, "Optimisation de la détection décentralisée CFAR dans un clutter weibull utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones flous," *Thèse de Doctorat es sciences*, Université de Constantine, Département d'électronique, 11 Décembre 2007.
- [54] M. Barkat, "Signal Detection and Estimation", Second Edition, *Artech House*, Boston, MA, SA, 2005.
- [55] E. Jakeman, P.N. Pusey, "A Model for Non-Rayleigh Sea Echo," *IEEE Transactionson. Antennas Propag.*, AP–24, 808, 1976.

-
- [56] F. E. Nathanson, "Radar design principles." Second Edition, *McGraw-Hill*, 1991.
- [57] S.Watts, C. J. Baker, and K. D.Ward, "Maritime surveillance radar part 2: detection performance prediction in sea clutter," *IEE Proceedings Part F.*, vol. 137, pp. 63–72, April 1990.
- [58] C. J. Baker and K. D. Ward, "I-band multipath propagation over the sea surface," in *AGARD Conference No.419 Scattering and propagation in random media*, Neuilly Surseine, France, pp. 25/1 – 25/4, 1987.
- [59] G. R. Cooper and C. D. McGillem, "Probabilistic methods of signal and system analysis," Second Edition, *HRW International Editions*, 1986.
- [60] T. Hair, T. Lee, and C. J. Baker, "Statistical properties of multi-frequency high-range-resolution sea reflections," *IEE Proceedings Part F*, vol. 138, pp. 75–79, April 1991.
- [61] N. A. J. Hastings and J. B. Peacock, "Statistical distributions," *Butterworths*, 1975.
- [62] S. Watts., and K. D. Ward., "Spatial correlation in K-distributed Sea Clutter," *IEE Proceedings*, Part F, Vol 134, No.6, October 1987, pp 526–532.
- [63] K.D.Ward, R.J.A.Tough and P.W.Shepherd, "Modelling sea clutter: correlation, resolution and non-Gaussian statistics," *IEE Conference Publication*,. 449, Radar 1997, pp.95–99,. 1997.
- [64] M. Cowper, "Nonlinear processing of non-Gaussian stochastic and chaotic deterministic time series," *A thesis submitted for the degree of Doctor of Philosophy*. The University of Edinburgh,. March 2000.
- [65] G. V. Trunk and S. F. George, "Detection of targets in non-Gaussian sea clutter," *IEEE Transactionson Aerospace and Electronic Systems*, vol. 6, pp. 620–628, September 1970.
- [66] M. Sekine, T. Musha, Y. Tomita, T. Hagsawa, T. Irabu, and E. Kiuchi, "Log-weibull distributed sea clutter," *IEE Proceedings Part F.*, vol. 127, pp. 225–228, June 1980.
- [67] R. D. Pierce, "Application of the positive alpha-stable distribution," in *IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics*, (Banff, Alberta, Canada), pp. 420–424, 21–23 July 1997.
- [68] J. Ilow and H. Leung, "No evidence of stable distributions in radar clutter," in *IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics*, (Banff, Alberta, Canada), pp. 264–267, 21–23 July 1997.
- [69] S.Watts, "Radar Performance in K-distributed Sea Clutter, SET Panel «on Low grazing angle clutter: its characterization, measurement and application»," *Laurel*, Maryland USA, pp 25–27, April 2000.
- [70] S.Watts, "The Modelling of Sea Clutter and its Application to the Specification and Measurement of Radar Performance," *IEEE international Radar conference*, pp 431–435, 2001.
- [71] M. P. Wachowiak, R. Smolikova, J. M. Zuradar, and A. S. Elmaghraby, "Estimation of K-distribution parameters using neural networks," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, pp. 617-620, June 2002.
- [72] A. Mezache, and F. Soltani, "A New Approach for Estimating the Parameters of the K-distribution Using Fuzzy-Neural Networks,"*IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, pp. 5724-5728, November 2008.
- [73] W. Pedrycz, "Fuzzy neural networks and neurocomputations," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 56, no. 1, pp. 1-28, May 1993.
- [74] S. K. Oh, W. Pedrycz and B. J. Park, "Multilayer hybrid fuzzy neural networks: synthesis via technologies of advanced computational intelligence," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol.53, no.3, pp.688-703, Mars 2006.
- [75] W. Pedrycz, "Why triangular membership functions?," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 64, no. 1, pp. 21-30, May 1994.
-

-
- [76] W. Pedrycz, M. Reformat and K. Li, "OR/AND neurons and the development of interpretable logic models," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 17, no. 3, pp. 636-658, May 2006.
- [77] S. K. Oh, W. Pedrycz and H. S. Park, "Genetically optimized fuzzy polynomial neural networks," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 14, no. 1, pp. 125-144, February 2006.
- [78] M. A. Luersen, "GBNM: Un Algorithme d'optimisation par recherche directe - Application à la conception de mono-palmes de Nage," *Thèse doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées de Rouen*. Laboratoire de Mécanique de Rouen, INSA de Rouen. 1 Décembre 2004.
- [79] M.A. Luersen, R. Le Riche, F. Guyon, "A constrained, globalized, and bounded Nelder-Mead method for engineering optimization," *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 27, pp. 43-54, 2004.
- [80] J.C. Culioli, "Introduction à l'Optimisation," *Ellipses Publisher*, 1994.
- [81] M. Minoux, "Mathematical Programming : Theory and Algorithms," *John Wiley & Sons Publisher*, 1986.
- [82] J.M.Renders., H. Bersini, "Hybridizing Genetic Algorithms with Hill-Climbing Methods for Global Optimization: Two Possible Ways,". *IEEE*, 1994.
- [83] R.M. Lewis., V. Torczon., M.W. Trosset, "Direct search methods: then and now,". *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 124(1-2), 191-207, 2000.
- [84] V. Torczon, "On the convergence of pattern search algorithms." *SIAM Journal on Optimization*, 7(1), 1-25, 1997.
- [85] B.W. Silverman, "Density Estimation for Statistics and Data Analysis", *Chapman & Hall*, London, 1986.
- [86] P. Swerling., "Probability of Detection for Fluctuating Targets," *RM-1217*, March 17, 1954.
- [87] D. Shnidman., "Radar detection probabilities and their calculation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol 31(3), pp. 928-950. 1995.
- [88] H. L. Van Trees., "Detection, Estimation, and Modulation Theory," *Part I*, Wiley. 1968.
- [89] C. W. Helstrom., "Statistical Theory of Signal Detection," *Pergamon Press*. 1960.
- [90] A. D. Helstrom., "Detection of Signal in Noise," *Academic Press, Press*. New York. 1971.
- [91] J. V. DiFranco., and W. L. Rubin., "Radar Detection," *Artech House*. Dedham MA. 1980.
- [92] N. Levanon., "Radar Principles," *John Wiley and Sons*, New York, 1988.
- [93] L. A. Prastitis., "On Adaptive Censored CFAR Detection," *Doctorat Dissertation*, New Jersey Institute of Technology. January 1993.
- [94] M. R. Spiegel, S. Lipschutz and J. Liu, "Mathematical Handbook of Formulas and Tables," Third edition., *The McGraw-Hill Companies*, New York, 2009.