

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MENTOURI CONSTANTINE
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication



MEMOIRE

Présenté en Vue de l'Obtention du Diplôme de

Magister en Électronique

**DETECTION ADAPTATIVE CFAR A CENSURE AUTOMATIQUE BASEE
SUR LES STATISTIQUES D'ORDRE EN MILIEUX NON Gaussiens**

Option: Traitement du Signal

Par

CHABBI Souâd

Devant la Commission d'Examen

Président	F. SOLTANI	Professeur	U. Constantine
Rapporteur	T. LAROSSI	Maître de Conférences classe A	U. Constantine
Examineurs	Z. HAMMOUDI	Maître de Conférences classe A	U. Constantine
	A. FARROUKI	Maître de Conférences classe A	U. Constantine

Promotion 2008

Dédicaces

Le travail présenté dans ce Mémoire a été élaboré au sein du Laboratoire Signaux et Systèmes de Communications, *SISCOM'*, Département d'Electronique, Université Mentouri Constantine.

Mes remerciements vont en premier lieu à ALLAH Tout Puissant qui a illuminé mon chemin de la lueur du savoir et de la science et pour la volonté, la santé et la patience qu'il ma prodiguées durant toutes ces années d'études.

Je dédie ce Mémoire

A mes très chers parents, dont l'incommensurable contribution à mon éducation, à mon instruction et à tous les instants de ma vie, ravivera jusqu'à la fin de mes jours mon infinie tendresse.

Qu'ils trouvent ici l'expression de mon éternelle reconnaissance.

A toute ma famille

A mes cousines et cousins

A tous mes amies et amis

En témoignage de mon affection.

Je tiens à remercier vivement mon respectueux Directeur de Mémoire Dr. Toufik Laroussi pour m'avoir accordé sa confiance et fait partager son savoir. Durant l'élaboration de ce travail, j'ai bénéficié sans cesse de sa grande expérience et de ses précieux conseils. J'ai appris de lui le sens de la critique constructive et une volonté incessante à surmonter toutes les difficultés que j'ai rencontrées en toutes circonstances.

Qu'il veuille trouver ici le modeste témoignage de ma gratitude et de mon profond respect.

J'aimerais également exprimer ma reconnaissance et gratitude aux membres du laboratoire '*SISCOM*, pour leurs aides et orientations, leurs encouragements et précieuses remarques.

A l'ensemble de mes enseignants dont j'ai bénéficié sans cesse de leurs grandes expériences et précieux conseils.

Qu'ils veuillent trouver ici le témoignage de ma gratitude et de mon profond respect.

A toutes et tous mes camarades et personnel administratif, toute ma reconnaissance et mon attachement.

A Monsieur le Président du Jury, le Professeur Faouzi Soltani et Messieurs les jurés, le Dr. Zoheir Hammoudi, Maître de Conférences et le Dr. Atef Farrouki, Maître de Conférences à l'université Mentouri Constantine, Qui ont bien voulu nous honorer de prendre en charge ce modeste ouvrage.

Qu'ils veuillent trouver ici l'expression de mon fidèle témoignage et l'assurance de mon profond respect.

Que toutes les personnes que j'ai involontairement oubliées, trouvent ici, en cette heureuse et solennelle circonstance, l'expression de ma profonde gratitude et de mon indéfectible dévouement.

Souâd



Table des matières

Chapitre 1	État de l'art	
1.1	Introduction	2
1.2	Etat de l'art des détecteurs CFAR mono-impulsion existants	5
1.2.1	Détecteurs CFAR à niveau moyen	5
1.2.2	Détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre	6
1.3	Contribution	8
1.4	Organisation du manuscrit	8
Chapitre 2	Concepts radar et détection adaptative CFAR	
2.1	Introduction	11
2.2	Principe de fonctionnement et composants d'un système radar	12
2.3	Types de radars	14
2.4	Radar à impulsions	15
2.4.1	Paramètres caractéristiques d'une impulsion RF	16
2.4.2	Equation du radar	18
2.5	Radar indicateur de cibles mobiles	19
2.5.1	Effet Doppler-Fizeau	19
2.5.2	Radar Doppler à impulsions	20
2.6	Différents types de bruit	21
2.6.1	Bruit thermique	21
2.6.2	Fouillis (clutter)	22
2.7	Modèles statistiques de clutter et de cibles	24
2.7.1	Modèles statistiques de clutter	24
2.7.2	Modèles statistiques de cibles	24
2.8	Détection adaptative CFAR	26
2.9	Critères de vraisemblance	29
2.9.1	Critère de Bayes	29
2.9.2	Critère de Neyman-Pearson	31
2.10	Conclusion	32

5.2.1. Détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD dans un environnement lognormal ou Weibull	66
5.2.1.1 Evaluation des paramètres de seuils adaptatifs des détecteurs F/B-ACOSD	66
5.2.1.2 Evaluation des paramètres de seuils adaptatifs des détecteurs F/B-ACCAD	71
5.2.1.3 Probabilité de censure	76
5.2.1.4 Probabilité de détection	91
5.4 Conclusion	100

Chapitre 6

Conclusion générale

6.1 Conclusions	102
6.2 Perspectives	103
Références bibliographiques	104

Liste des symboles

P_d	Probabilité de Détection
P_{fa}	Probabilité de Fasse Alarme
T_R	Période de répétition des impulsions radar, PRI
D_{max}	Distance maximale de détection
τ	Durée d'une impulsion radiofréquence
F_R	Fréquence de répétition des impulsions, PRF
$T_R - \tau$	Temps d'écoute
C	Vitesse de la lumière
Δt	Temps correspondant à un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible
D	Distance radar-cible, Distance oblique
D_{max}	Distance maximale radar-cible sans ambiguïté
Δd	Pouvoir de discrimination en distance
P_r	Puissance de l'écho reçu
P_t	Puissance du signal émis
P_{min}	Puissance de l'écho reçu minimale
λ	Longueur d'onde du radar du signal RF
L_t, L_r	Pertes totales en transmission et en réception
G_t, G_r	Gains de l'antenne émettrice et réceptrice
G	Gain de l'antenne
σ	Surface Equivalente Radar (SER) ou RCS de la cible
R_t, R_r	Distances cible-radar émetteur et cible-radar récepteur
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 moyen à la sortie du récepteur (détecteur)
θ	Largeur du faisceau
V_o, V_r	Vitesse et vitesse radiale de la cible
F_d	Fréquence Doppler
F_e	Fréquence de l'onde émise
F_r, F_t	Fréquences des ondes reçue et transmise après modification par l'effet Doppler
F_i, F_l	Fréquences intermédiaire et locale
$r(.)$	Signal reçu

N	Nombre de cellules de référence
q	Sortie totale des cellules sous test
q_i	Sortie de la cellule sous test correspondant à l'impulsion i
H_0, H_1	Hypothèses cible absente et cible présente
T	Seuil de détection
$s(.)$	Signal cible
$n(.)$	Signal bruit
$R(D_i, H_j)$	Fonction risque d'une décision D_i pour une hypothèse H_j , $i=j=0, 1$
C_{ij}	Fonction coût d'une décision i pour une hypothèse j , $i=j=0, 1$
$E(C)$	Coût moyen
R_{moy}	Risque moyen
$P(H_0), P(H_1)$	Probabilités <i>a priori</i> cible absente et cible présente
$\Lambda(.)$	Rapport de vraisemblance
$J(.)$	Fonction objective
P_{miss}	Probabilité de non détection
$\tilde{\lambda}$	Multiplicateur de Lagrange
P_{null}	Probabilité de détection nulle
$P(Q)$	pdf jointe du niveau total estimé de l'environnement
$p(q/H_1), p(q/H_0)$	pdfs de la cellule sous test sous H_1 et H_0
I_i, Q_i	Composantes en phase et en quadrature de phase, respectivement, de la $i^{\text{ème}}$ cellule de référence
k	Le nombre des cibles interférentes
p	Le nombre des cellules dans la population initiale
l	Le nombre des cellules noyées dans le clutter
X_0	La cellule sous test
X_i	Les cellules de références ($i=1, \dots, N$)
P_{fc}	Probabilité de fausse censure
e_k	Probability of hypothesis test error
α_k, β_k	Constants choisis pour atteindre P_{fc} dans les détecteurs F-ACOSD et B-ACOSD, respectivement
a_k, b_k	Constants choisis pour atteindre P_{fc} dans les détecteurs F-ACCAD et B-ACCAD, respectivement
γ_k, g_k	Constants choisis pour atteindre P_{fa} dans les détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD, respectivement.

Liste des figures

2.1	Seuil adaptatif dans un environnement non homogène	11
2.2	Cycles émission/écoute d'un système radar à impulsion	16
2.3	Angles caractérisant une cible radar	18
2.4	Schéma synoptique d'un radar Doppler à impulsions	21
2.5	Cellule sous test dans le bruit thermique en présence d'un bord de clutter	23
2.6	Cellule sous test dans le bruit thermique et le clutter	23
2.7	Cellule sous test dans le bruit thermique en présence des cibles interférentes	23
2.8	Mixture bruit thermique, bord de clutter et cibles interférentes	24
2.9	Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR	27
2.10	Matrice distance vitesse d'un radar Doppler à impulsions	28
2.11	Signal obtenu par détection d'enveloppe	29
2.12	Régions de décisions	32
3.1	Fonction de densité de probabilité de la loi uniforme	35
3.2	Fonction de répartition de la loi uniforme	35
3.3	Fonction de densité de probabilité de la loi Gaussienne	37
3.4	Fonction de répartition de la loi Gaussienne	37
3.5	Fonction de densité de probabilité de la loi lognormal	39
3.6	Fonction de répartition de la loi lognormal	39
3.7	Fonction de densité de probabilité de la loi Rayleigh	41
3.8	Fonction de répartition de la loi Rayleigh	42
3.9	Fonction de densité de probabilité de la loi Weibull	43
3.10	Fonction de répartition de la loi Weibull	43
3.11	Fonction de densité de probabilité de la loi Gumbel	45
3.12	Fonction de répartition de la loi Gumbel	45
4.1	Structure générale des détecteurs F/B-ACOSD	49
4.2	Détecteur linéaire d'enveloppe	50
4.3	Différents types d'environnements	51
4.4	Schéma fonctionnel de l'algorithme F-ACOSD	52
4.5	Schéma fonctionnel de l'algorithme B-ACOSD	53
4.6	Structure générale du détecteur F/B-ACCAD	56
4.7	Schéma fonctionnel de l'algorithme F-ACCAD	60
4.8	Schéma fonctionnel de l'algorithme B-ACCAD	61
5.1	Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter	65
5.2	Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur F-ACOSD en fonction du paramètre de seuil α_k	68

- dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.
- 5.3 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur B-ACOSD en fonction du paramètre de seuil β_k 69
dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.
- 5.4 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur F-ACCAD en fonction du paramètre de seuil a_k 73
dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.
- 5.5 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur B-ACCAD en fonction du paramètre de seuil b_k 74
 b_k dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.
- 5.6 Comparaison des probabilités de censure en fonction de k des algorithmes F/B-ACOSD et 80
F/B-ACCAD dans des environnements lognormal et Weibull, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$,
 $\beta=3$ $P_{fc}=10^{-2}$, $m=6$ et $ICR=25$ dB.
- 5.7 Probabilités de censure en fonction de k de l'algorithme F-ACOSD dans des 81
environnements lognormal et Weibull, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ $P_{fc}=10^{-2}$, $m=6$ et
 $ICR=25$ et 35 dB.
- 5.8 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACOSD dans un 82
environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ $P_{fc}=10^{-2}$ et $m=2$ et 10 .
- 5.9 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACCAD dans un 83
environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ $P_{fc}=10^{-2}$ et $m=2$ et 10 .
- 5.10 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACOSD et 84
F/B-ACCAD dans un environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ $P_{fc}=10^{-2}$
et $m=10$.
- 5.11 Probabilités de censure en fonction de k de l'algorithme F-ACOSD dans des 86
environnements lognormal et Weibull pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $ICR=25$ dB, $m=6$ et
 $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .
- 5.12 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACOSD dans un 87
environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, ($\sigma=0.355$ et $m=6$), ($\beta=3$ et $m=10$) et $P_{fc}=10^{-2}$
et 10^{-3} .
- 5.13 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACCAD dans un 88
environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, ($\sigma=0.355$ et $m=6$), ($\beta=3$ et $m=10$) et $P_{fc}=10^{-2}$
et 10^{-3} .
- 5.14 Probabilité de sous-censure en fonction de σ , (β) pour les algorithmes F/B-ACOSD dans un 89
environnement interférent pour $(N, p) = (36, 24)$, $m=8$, $P_{fc}=10^{-2}$ et $ICR=25$ dB et 35 dB.
- 5.15 Probabilité de sous-censure en fonction de σ (β) des algorithmes F/B-ACCAD dans un 90
environnement interférent, pour $(N, p)=(36, 24)$, $m=8$, $P_{fc}=10^{-2}$ et $ICR=25$ dB et 35 dB.
- 5.16 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACOSD dans un 92
environnement homogène pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p)=(36, 24)$, $(16, 12)$, $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

- 5.17 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACCAD dans un 93
environnement homogène pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p)=(36, 24)$ et $(16, 12)$, et $P_{fc}=10^{-2}$ et
 $P_{fa}=10^{-3}$.
- 5.18 Comparaison des probabilités de détection en fonction de SCR des détecteurs F-ACOSD et 94
F-ACCAD dans un environnement homogène pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p)=(36, 24)$, $(16, 12)$
et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.
- 5.19 Probabilité de détection en fonction de σ (β) des détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD dans 95
un environnement homogène pour $N=36$, $p=24$, $P_{fc}=10^{-2}$, $P_{fa}=10^{-3}$ et SCR=25dB et 35 dB.
- 5.20 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACOSD dans un 97
environnement interférent pour $\sigma=0.355$ et 0.7, ($\beta=1.5$ et 3), $(N, p)=(36, 24)$, $m=4$ et 10,
 $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.
- 5.21 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACCAD dans un 98
environnement interférent pour $\sigma=0.355$ et 0.7, $\beta= 1.5$ et 3, $(N, p)=(36, 24)$, $m=4$ et 10,
 $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.
- 5.22 Comparaison des probabilités de détection en fonction de SCR des détecteurs 99
F-ACOSD et F-ACCAD dans un environnement interférent pour, $\sigma=0.355$ et 0.7, $\beta=1.5$ et
3, $(N, p) = (36, 24)$, $m=6$ et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

Liste des tableaux

2.1	Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens	25
5.1	Paramètre de seuil de détection γ_k des détecteurs F/B-ACOSD, pour différentes valeurs de (N, p) , dans un environnement homogène pour $P_{fa}=10^{-3}$.	67
5.2	Paramètres de seuils de censure α_k et β_k des détecteurs F/B-ACOSD pour différentes valeurs de la P_{fc} dans un environnement homogène.	70
5.3	Paramètres de seuils de détection g_k des détecteurs F/B-ACCAD pour différents (N, p) , dans un environnement homogène pour $P_{fa}=10^{-3}$.	72
5.4	Paramètres de seuils de censure a_k et b_k des détecteurs F/B-ACCAD dans un environnement homogène pour $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .	75
5.5	Probabilité de censure des détecteurs F/B-ACOSD dans un environnement homogène, $\sigma=0.355$ et $\beta=3$, pour $(N, p) = (16, 12)$ et $(36, 24)$ et $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .	76
5.6	Probabilité de censure des détecteurs F/B-ACCAD dans un environnement homogène, pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p) = (16, 12)$ et $(36, 24)$ et $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .	77

Liste des acronymes

ACCA -ODV	Automatic Censoring Cell Averaging-Ordered Data Variability
ACGO	Adaptive Censored Greatest Of
ACMLD	Automatic Censored Mean Level Detector
BLUE	Best Linear Unbiased Estimation
BLIE	Best Linear Invariant Estimation
CA	Cell Averaging
CDF	Cumulative Density Function,
CST	Cellule Sous Test
CFAR/TFAC	Constant False Alarm Rate/ Taux de Fausse Alarme Constant
CMLD	Censored Mean Level Detector
DLE	Détecteur Linéaire d'Enveloppe
F/B-ACCA	Forward Automatic Censored Cell-Averaging
F/B-ACOS	Forward/Backward-Automatic Censored Order-Statistic
FI	Fréquence Intermédiaire
GO	Greatest Of
hH	Homogeneous hypothesis
ICR	Interference to Clutter Ratio
IFF	Identification Friend or Foe
IID	Indépendant et Identiquement Distribué
LS	Location-Scale
MDS	Minimum Discernable Signal
MLE	Maximum Likelihood Estimator
MTI	Moving Target Indicator
nhH	Non homogeneous hypothesis
OS	Ordre Statistic
PDF	Probability Density Function
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Pulse Repetition Interval
PSR	Primary Surveillance Radar
RADAR	RADio Detection And Ranging
RCS	Radar Cross Section
RF	Radio Frequency
SNR	Signal to Noise Ratio
SO	Smallest Of

SSR	Secondary Surveillance Radar
TM	Trimmed Mean
TOT	Time On Target
VI	Variability Index
WCA	Weighted Cell Averaging

ملخص

إن الكشف الأوتوماتيكي عن الأهداف في أنظمة الرادار يتم عموماً بدون أي معلومة سابقة حول طبيعة المحيط الذي يتواجد فيه هذا الأخير. ومن جهة أخرى بدون أي معلومة سابقة حول عدد الأهداف الدخيلة التي يمكن أن تتواجد في اتجاه حزمة الرادار. لهذا السبب نلجأ إلى تقنيات البتر الأوتوماتيكي المقترحة في [14,12] من اجل محيط Gaussien والمقترحة في [17,16] من اجل محيط lognormal لأجل هذا نقوم بتحليل الكواشف RAFC-F-DACCA و F/B-DSOCA .

بعدها من اجل مقارنة النتائج نقترح الكاشف B-DACCA-RAFC ثم نقارن نتائج البتر و الكشف في المحيطين lognormal و W-lubei من اجل أهداف من نوع S-ignilrew. استطعنا ان نبين ان كل الكواشف لها نفس الفعالية في المحيط المتجانس . لكن بوجود أهداف دخيلة الكاشف RAFC-F-DACCA يعطي نتائج احسن.

Abstract

The problem of automatic target detection in non Gaussian clutter and multiple target situations, without any *a priori* knowledge of neither the non stationary clutter statistics in which the radar operates nor the number of outliers, is addressed. To this end, we consider the techniques of automatic censoring introduced in [12, 14] for Gaussian clutter and [16-17] for lognormal clutter. Based upon order statistics, these detectors allow us to exploit samples in the reference window to discriminate between homogeneous and non homogeneous environments. To do this, we first analyze the Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistic Detector-Constant False Alarm Rate (F/B-ACOSD-CFAR) and the Forward Automatic Censoring Cell Averaging Detector-CFAR (F-ACCAD-CFAR) detectors. Then, for the sake of comparison, we complete the analysis by deriving the B-ACCAD-CFAR. Theoretical analysis of these detectors for lognormal and Weibull clutter is provided, while censoring and detection performance of Swerling I targets analysis is carried out by means of extensive Monte Carlo simulations. The performance of these detectors is proven to be the same in uniform clutter. However, the Forward detectors supplant the Backward ones in the presence of interfering targets. Nevertheless, the F-ACCAD-CFAR exhibits less CFAR loss than the F-ACOSD-CFAR.

Résumé

La détection automatique de cibles se fait, généralement, sans aucune connaissance préalable sur la nature statistique de l'environnement non stationnaire dans lequel le système radar opère. De plus, en général, nous ne disposons d'aucune information a priori sur le nombre de cibles interférentes pouvant être présentes dans la direction du faisceau radar. De ce fait, nous considérons les techniques de la censure automatique proposées dans [12, 14] pour un environnement Gaussien et celles proposées dans [16-17], pour un environnement lognormal. Pour ce faire, nous analysons les détecteurs Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistic Detector-Constant False Alarm Rate (F/B-ACOSD-CFAR) et Forward Automatic Censoring Cell Averaging Dectector-CFAR (F-ACCAD-CFAR). Ensuite, dans l'optique de compléter cette analyse, nous mettons au point le détecteur B-ACCAD-CFAR. La comparaison des performances de censure et de détection, par le biais de simulations intensives de Monte Carlo, réalisées pour des environnements lognormal et Weibull et des cibles de type Swerling I, montre que les détecteurs F/B-ACOSD-CFAR et F/B-ACCAD-CFAR exhibent des performances similaires dans le cas d'un environnement homogène. Cependant, en présence des interférences, les détecteurs Forward sont plus robustes que les détecteurs Backward. Il n'en demeure pas moins que le détecteur F-ACCAD-CFAR présente des pertes CFAR moins importantes que celles du détecteur F-ACOSD-CFAR.

Chapitre 1

État de l'art

Résumé

Dans ce chapitre, nous parlons succinctement de l'histoire des radars et introduisons quelques définitions utiles de ces systèmes, leurs divers domaines d'applications et les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR. Ensuite, nous rappelons quelques travaux sur les détecteurs CFAR mono-impulsion existants dans la littérature. Enfin, Nous nous positionnons par rapport au problème que nous voulons résoudre et exposons brièvement l'organisation de ce manuscrit.

1.1 Introduction

1.2 Etat de l'art des détecteurs CFAR mono-impulsion existants

1.3 Contribution

1.4 Organisation du manuscrit

1.1 Introduction

Le RADAR est l'une des merveilles du vingtième siècle. C'est un système électromagnétique utilisé pour détecter la présence des objets mobiles et déterminer leur trajectoire, leur vitesse, leur point de contact le plus proche, et d'autres données, tout en transmettant des ondes radioélectriques, dont la longueur d'onde varie de quelques centimètres à environ 1 m. Il en extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal échoïque. Son histoire de détection a débuté par les travaux du physicien britannique *James Clerk Maxwell*, en 1864, qui a prédit mathématiquement que les radiations, qui seront connues ensuite sous le nom d'ondes électromagnétiques, ont quelques propriétés communes avec les ondes lumineuses. En particulier, la vitesse de propagation et la réflexion par les objets métalliques et diélectriques. Ceci a été démontré par le physicien allemand *Heinrich Rudolf Hertz* en 1886. L'ingénieur allemand *Christian Hülsmeier* fut le premier, en 1904, à suggérer l'utilisation d'échos radio dans un appareil de détection afin d'éviter les collisions en navigation. Ensuite, en 1917, *Nikola Tesla* établit les principes théoriques (fréquences et niveaux de puissance) du futur radar. En 1922, un dispositif similaire fut proposé par l'inventeur italien *Guglielmo Marconi*. Par la suite, le radar fut développé progressivement, grâce à l'action de nombreux savants, ingénieurs et techniciens. Plus tard, et au cours de la deuxième guerre mondiale (Bataille d'Angleterre), *Watson Watt* a pu réaliser un détecteur radio que les américains lui ont attribué le nom de RADAR qui est la contraction de l'expression 'RADio Detection And Ranging', qui signifie détection de la présence et mesure de la distance d'objets à l'aide d'ondes électromagnétiques, ou tout simplement 'radiorepérage'. Depuis cette époque, le radar n'a cessé de se perfectionner tant sur le plan technologique que par la variété mises en jeu. Ce système permet de détecter la présence d'objets (cibles) qui ne peuvent être visibles en estimant leurs positions d'après le temps de retour du signal émis par le radar après sa réflexion par un objet, et leurs vitesses grâce au changement de fréquence du signal par effet Doppler.

Les premières utilisations opérationnelles du radar eurent lieu pendant la seconde guerre mondiale afin de détecter depuis la côte l'approche de formations aériennes, et de navires. Les radars ont aujourd'hui une très grande variété d'applications dans de nombreux domaines telles que: militaire, maritime, météorologie, circulation et sécurité routière, scientifique, etc..... Au point de vue militaire, il a modifié progressivement les caractéristiques de la guerre aérienne en supprimant presque complètement la surprise dans le déroulement des opérations; en effet, il permet de détecter, non sans quelques limitations, à grande distance, les avions et les navires, de suivre leur route, de jour comme de nuit, à travers les nuages, les brouillards et les fumées artificielles. Grâce à lui, l'alerte peut être déclenchée avec préavis, les populations averties et parfois protégées, les moyens de réaction sont ainsi dirigés vers les agresseurs. Le radar reste ainsi un élément indispensable à la mise en œuvre d'une aviation moderne. Associé à des ordinateurs électroniques qui traitent instantanément les informations reçues et les transforment pour les visualiser et les exploiter immédiatement, il est plus que jamais à la base des systèmes de défense aérienne. La

propriété première du radar, à savoir une grande précision des mesures de la distance a aussi permis de mesurer avec précision la distance de la terre à différents astres soit avec des ondes radio soit aussi avec le laser. Dans le domaine civil, les applications du radar sont devenues nombreuses et importantes, allant du contrôle de la circulation aérienne, si dense actuellement, avec des matériels de grande portée, à celui de l'atterrissage dans des conditions de visibilité très réduite. En météorologie, il permet de suivre les ballons-sondes, de mesurer le plafond des couches nuageuses au dessus des aérodromes et d'avertir les équipages de la présence de perturbation sur leur route, ce qui permet de les éviter. Sur les routes, il permet la surveillance de la vitesse des automobilistes, et par conséquent, participe à l'amélioration de la sécurité de la circulation routière. Enfin, il est largement utilisé dans l'exploration spatiale puisqu'il rend possible l'étude du sol des planètes entourées de nuages, par exemple, Venus. Le mot radar s'applique donc à une vaste gamme de matériels et d'installations allant d'équipements de bord, de volume et de poids très réduits, à de très gros ensembles servis par des centaines de personnes. Cependant, en dépit de cet extrême diversité d'aspects et d'emplois, les mêmes principes de base se retrouvent sur tous les types d'équipements. Ce sont donc surtout ces principes qui sont étudiés dans la littérature radar et de surcroît leurs prolongements actuels, c'est-à-dire les radars modernes.

Le principe de ce système est basé sur les propriétés des ondes radio, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière. Un émetteur diffuse, au moyen d'une antenne, un faisceau d'ondes électromagnétiques concentré dans une direction souhaitée. Lorsque ces ondes rencontrent un objet, elles se réfléchissent toutes ou en partie, formant ce qu'on appelle un écho radar. Cet écho, renvoyé vers le radar, est capté par l'antenne qui joue alors, cette fois-ci, le rôle du récepteur. Le signal réfléchi, après avoir été amplifié, est numérisé et transformé sous forme de spots (plots) lumineux visualisables sur un écran qui donnent une représentation polaire plane de l'espace balayé par le radar. Le signal échoïque est un mélange de signaux provenant de plusieurs sources telles que cibles, bruit thermique propre aux composantes des systèmes radar et de fouillis (clutter) qui représente le signal provenant de la réflexion d'objets indésirables comme le sol, la mer, les nuages, la pluie, le brouillage (jamming), les reliefs, la forêt, les oiseaux, les insectes ou parfois même les objets métalliques appelés chaff, émanant des avions pour masquer une cible que le radar veut réellement détecter.

Les premiers radars acheminaient les informations (portée-azimut et portée-Doppler) directement vers un écran de visualisation. Le clutter, le bruit et les variations d'amplitude de la cible étaient tous visualisés simultanément et exploitées par un opérateur humain pour, à partir des variations de l'intensité de l'image arrivait un temps soit peu, à distinguer d'éventuelles cibles. La réussite de l'interprétation dépend aussi de l'état de l'opérateur car il y a d'énormes difficultés à traiter un nombre élevé de cibles.

Dans les systèmes radars modernes, par opposition à la détection visuelle, la détection est réalisée d'une manière automatique. Le signal reçu est échantillonné en portée et en fréquence

Doppler, chaque échantillon est placé dans une cellule de résolution, les cellules qui sont de part et d'autre de la cellule sous test sont dites cellules de référence. Le comportement de la cellule sous test est comparé à un seuil de détection pour déclarer la cible présente ou absente dans le domaine ou espace scruté par le radar. Le terme radar de visualisation des cibles mobiles (Moving Target Indicator, MTI) désigne un radar qui utilise la fréquence Doppler pour discriminer les cibles mobiles des cibles fixes représentant le clutter. Le radar à impulsions, pour le différencier d'un radar à ondes continues, émet un faisceau d'ondes électromagnétiques pendant un temps très court, de l'ordre de la microseconde, puis l'émetteur est verrouillé pendant une centaine de microsecondes, le temps que l'onde émise fasse l'aller-retour (radar-cible). Ce type de radar est généralement couplé avec le radar Doppler-Fizeau, du nom des physiciens qui ont étudié respectivement les propagations sonores et magnétiques. Ce radar est utilisé pour mesurer les vitesses.

Les fouillis (clutter) ont généralement des puissances inconnues à cause de la fluctuation aléatoire de l'énergie électrique. La détection s'effectue donc dans un environnement non stationnaire. L'utilisation d'un seuil fixe induit une détection vulnérable aux variations du milieu dans lequel évoluent les cibles d'intérêt. C'est pour cette raison que nous sommes conduits à utiliser des techniques à seuillage adaptatif pour maintenir un Taux de Fausse Alarme Constant 'TFAC' (CFAR: Constant False Alarm Rate). Par conséquent, il est toujours désirable de concevoir des stratégies de détection optimale dans le sens de Bayes ou celui de Neyman-Pearson. De tels systèmes ne sont réalisables que dans le cas où la détection est effectuée en milieu Gaussien. En effet, comme un environnement non Gaussien (lognormal, Weibull, K,...), ne permet pas de connaître le comportement statistique du clutter, une expression exacte du rapport de vraisemblance ne peut être obtenue. De ce fait, à l'exception des cas où les paramètres des distributions log-normal, Weibull, K ou autres sont connus, une forme générale d'un récepteur radar pour le cas non Gaussien n'est pas toujours disponible. L'évaluation des performances d'un critère par rapport à un autre, conduit à la notion de coût et de perte (cost and loss).

Dans des conditions idéales de fonctionnement dans un environnement Gaussien où les échantillons sont indépendants et identiquement distribués (IID), les modèles de Swerling constituent un ensemble de cinq cas qui correspondent chacun à une nature statistique bien déterminée de la fluctuation du RCS (Radar Cross Section). Ces cas supposent que, par rapport au récepteur radar, le RCS de la cible est non fluctuant ou fluctuant. Le modèle fluctuant est, quant à lui, représenté par deux distributions dites Rayleigh et One-dominant-plus Rayleigh. En fonction de la corrélation d'une impulsion à une autre des échos reçus (corrélation complète ou RCS lentement fluctuant et décorrélation complète ou RCS rapidement fluctuant), les deux distributions fluctuantes sont, à leur tour, scindées en deux chacune. Les traitements mono-impulsion et impulsions multiples permettent alors de distinguer les cibles lentement fluctuantes des cibles rapidement fluctuantes [1].

1.2 Etat de l'art des détecteurs CFAR mono-impulsion existants

La majorité des détecteurs proposés traitent un problème CFAR particulier. C'est pourquoi, nous allons citer ces algorithmes selon les modèles de perturbations traitées. Nous essayerons de présenter diverses méthodes et systèmes utilisés.

1.2.1 Détecteurs CFAR à niveau moyen

Le paradigme des détecteurs CFAR est celui à niveau moyen CA-CFAR (Cell Averaging CFAR) proposé par *Finn et Jonhson* [2]. Dans ce cas, le niveau du clutter est estimé en moyennant celui qui existe dans les cellules de référence. Afin d'atteindre une probabilité de fausse alarme désirée, le seuil de détection est obtenu en multipliant une constante par le niveau de bruit estimé. Pour un clutter homogène, c'est-à-dire un clutter dont les échantillons sont indépendants et identiquement distribués (IID), ce détecteur performe bien. Cependant, dans la réalité, le clutter est inhomogène. Par conséquent, les capacités de performance et de régulation du taux de fausses alarmes du détecteur CA-CFAR peuvent être sérieusement affectées. Les précipitations et/ou les interférences et les diverses réflexions émanant d'autres objets sont à l'origine des inhomogénéités dans le clutter. Les premières apparaissent sous forme d'un bord de clutter étendu et les dernières sous forme de cibles interférentes (secondaires) indésirables apparaissent comme des pics (spikes) dans l'une ou l'autre demi fenêtré ou concomitamment dans les deux, où la valeur du seuil augmente. De ce fait, la détection de la cible primaire (d'intérêt) est particulièrement médiocre. Ceci est connu sous le nom de l'effet de capture (capture effect). Plus précisément, si le seuil est trop élevé, quelques cibles primaires peuvent ne pas être détectées. Par ailleurs, s'il ne l'est pas suffisamment, le taux de fausse alarme augmente à cause de la présence de ces pics. Le bord de clutter (clutter edge) est défini dans des situations où la puissance du clutter exhibe une transition abrupte. Ceci peut, par exemple, représenter le passage d'une zone où le ciel est complètement dégagé à une zone où celui-ci est couvert de nuages, ou inversement. Dans un premier lieu, nous pouvons penser au cas où la cellule sous test, celle dans laquelle la cible est probablement présente, est dans la zone dégagée (bruit thermique uniquement), alors qu'un groupe de cellules de références est noyé dans le clutter. Auquel cas, le seuil de détection s'avère très élevé, donnant lieu à une réduction des probabilités de détection et de fausse alarme. Ceci est dû à l'effet de masquage de la cible (Masking effect). Nous pouvons aussi supposer que la cellule sous test est noyée dans la zone de précipitation (bruit thermique plus clutter), alors que quelques unes des cellules de référence se trouvent dans la zone dégagée. Dans ce deuxième cas, le seuil est réduit donnant lieu à une augmentation intolérable, au niveau de la discontinuée, de la probabilité de fausse alarme. Pour pallier à ces problèmes, beaucoup de détecteurs ont été proposés dans la littérature, nous en citons quelques uns [3-18].

Pour contrôler l'augmentation de la probabilité de fausse alarme, en présence d'un bord de clutter, Hansen et *Sawyers* [3] ont développé le détecteur GO-CFAR (Greatest Of CFAR). Dans ce type de détecteur, l'estimation du niveau de bruit est donnée par le maximum des moyennes

obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres, se trouvant de part et d'autre de la cellule sous test. *Weiss* [4], a montré que le détecteur GO-CFAR est très vulnérable à la présence d'une ou de plusieurs cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Il a donc suggéré l'utilisation d'un détecteur basé sur l'estimation du niveau de bruit donnée par le minimum des moyennes obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres. Pour améliorer les performances de détection en présence de cibles interférentes peu espacées, *Trunk* [5], a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of CFAR). Cependant, ses performances de détection se dégradent considérablement si les cibles interférentes se situent dans les deux demi-fenêtres de références. De plus, en présence d'un bord de clutter, le détecteur SO-CFAR a des difficultés à maintenir un taux de fausses alarmes constant.

Lorsque une information a priori sur les cibles interférentes est rendue disponible par le système de pistage du radar, le seuil adaptatif peut être réduit minimisant ainsi l'effet de masque (Masking Effect) qui peut toutefois détériorer les performances du détecteur CA-CFAR. Pour cela, beaucoup d'autres travaux ont abouti à des versions améliorées du détecteur CA-CFAR [6-8]. En se basant sur une information a priori concernant la position des cibles, *Mc Lane et al* [6] ont proposé une version modifiée du détecteur CA-CFAR qui compense le seuil de détection. Une extension de cette procédure aux détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR a été faite par *Al-Hussaini et Ibrahim* [7]. Puis, *Barkat et al* ont conçu un schéma de pondération des deux fenêtres de référence. Il s'agit du détecteur WCA-CFAR (Weighted CA-CFAR).

1.2.2 Détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre

Dans l'optique de garantir une détection CFAR immunisée aux situations de cibles multiples, *Richard et Dillard* [8], ont proposé une classe de détecteurs CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detectors). Cette classe de détecteurs est basée sur les statistiques d'ordre des échantillons reçus. Dans ce cas, les échantillons dans les cellules de référence sont d'abord classés par ordre croissant de leurs amplitudes puis les plus grands d'entre eux sont censurés. Les échantillons restants sont alors utilisés pour estimer le niveau de bruit. *EL Mashade* [9], a montré que ces détecteurs demeurent robustes tant que le nombre des échantillons censurés est supérieur ou égal au nombre des cibles interférentes. *Rohling* [10], a introduit le détecteur OS-CFAR (Ordre Statistic CFAR). Ce détecteur est aussi basé sur les statistiques d'ordre. Dans ce cas, les échantillons dans les cellules de référence sont d'abord classés par ordre croissant puis le $k^{\text{ème}}$ est choisi pour estimer le seuil de détection. Pour des applications radar dans un milieu Gaussien, le cas $k=3N/4$ représente un bon estimateur, où est N le nombre des cellules de référence. Dans le cas de situation plus complexe, *Kassem et Ghandi* [11], ont proposé une généralisation du détecteur OS-CFAR combinant le classement à la moyenne arithmétique. En effet, le détecteur TM-CFAR (Trimmed Mean CFAR) s'adapte parfaitement bien à la présence concomitante de bord de clutter et de cibles interférentes. Il est certain qu'en milieu interférent, les détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR possèdent des

capacités de détection très supérieures à celle du détecteur CA-CFAR. Il n'en demeure pas moins, qu'ils soient onéreux en temps de calcul et que ce dernier les transcende en milieu homogène [1].

Il est important de remarquer que les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre suscités sont dits à '*points de censure fixes*'. Autrement dit, ces détecteurs ne donnent de bons résultats que si les points de censure sont connus *a priori*. De ce fait, la technique à censure automatique a, pour sa part, beaucoup contribué dans l'amélioration des performances de ces détecteurs. Les meilleurs exemples que nous pouvons donner sont ceux qui existent dans [12-14]. Dans [12-13], *Himonas* et *Barkat* ont d'avantage considéré, respectivement, les détecteurs ACMLD-CFAR (Automatic) et ACGO-CFAR (Adaptive Censored Greatest Of). Ces détecteurs ont la particularité d'utiliser la même procédure de censure. Dans la même optique, *Farrouki* et *Barkat* [14] ont introduit le détecteur ACCA-ODV (Automatic Censoring Cell Averaging-Ordered Data Variability). Ils ont utilisé une technique de censure automatique basée cette fois-ci sur l'index de variabilité (Variability Index, VI), introduit dans [15], par *Smith* et *Varshney*. Après, dans [16-17], *Musa'ed N. Almarshad et al* ont considéré, respectivement, les détecteurs F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell-Averaging) et F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censored Order-Statistic) pour des situations de cibles multiple dans un environnement log-normal. La technique de censure automatique est basée sur la comparaison de l'échantillon dans une des cellules de référence sous test avec un seuil adaptatif. Le premier utilise un seuil linéaire biparamétrique. Dans ce cas, le signal reçu est d'abord passé à travers un amplificateur logarithmique. Dans le deuxième, ils ont considéré le seuil adaptatif de *Weber Haykin* qui évite l'estimation des paramètres et donc le passage par un amplificateur logarithmique.

Les cas de clutter non Gaussiens sont connus depuis l'avènement des techniques de la détection adaptative CFAR. Les distributions lognormal, Weibull et Gamma ont été utilisées pour représenter le clutter de mer, terre et météorologique. Récemment, le clutter K-distribué a été intensivement exploité pour modéliser le clutter de mer [18]. En effet, des études ont montré que les distributions caractérisées par la présence d'une longue queue (long tail ou heavy tail) sont les plus adaptées à la réalité [19-23]. Dans [19], *Goldstein* a introduit pour la première fois, un détecteur CFAR capable de prendre en charge la variation simultanée des deux paramètres d'échelle et de forme pour des clutter de distributions log-normal et Weibull. Dans [20], *Weber* et *Haykin* ont présenté une extension des travaux de *Rholing* pour des distributions à deux paramètres donnant lieu à une forme particulière du seuil de détection. Plus tard, dans [21], *Ravid* et *Levanon* ont présenté une étude approfondie des performances des détecteurs Maximum Likelihood Estimator (MLE) non censuré et censuré pour des cas de paramètres de forme connu et inconnu. Ainsi, dans [22-23], *Guida, M. et al* ont considéré des détecteurs CFAR biparamétriques aboutissant à une méthode d'adaptation du seuil de détection d'après une estimation commune des paramètres de forme et d'échelle du clutter, dans des environnements Weibull et lognormal, respectivement. Ils ont introduit une transformation logarithmique pour réduire la pdf Weibull à une pdf Gumbel, c-à-d,

au type LS (position-échelle), et alors utiliser le meilleur estimateur linéaires sans biais (BLUE) des paramètres de position et d'échelle pour ajuster le seuil de détection.

Finalement, comme pour la distribution K, laquelle est composée d'un produit de deux variables aléatoires ; la première connue sous le nom de 'speckle' de distribution Rayleigh et la deuxième connue sous le nom de 'texture' de distribution Gamma, la distribution composée généralisée ou Gaussienne composée est utilisée pour représenter un clutter dans des situations où la distorsion du 'speckle' exhibe une queue beaucoup plus étalée que celle de la distribution K. Dans ce cas, la distribution du 'speckle' est de distribution Gamma généralisée [24-27].

1.3 Contribution

Dans ce mémoire, nous nous intéressons à la technique de censure automatique dans le cadre de la détection adaptative CFAR basée sur les statistiques d'ordre dans les environnements log-normal et Weibull. La difficulté qui nous intéresse particulièrement est comment détecter automatiquement une cible dans un environnement non Gaussien, en présence des interférences sans connaissance *a priori* de leur nombre. Nous avons considéré la technique de la censure automatique proposée dans [16,17]. Cette technique est utilisée pour améliorer les performances des détecteurs CFAR opérant dans des environnements hétérogènes. Ainsi, elle permet d'éliminer automatiquement toutes les interférences situées dans les cellules de références. La censure de ces cellules est effectuée à partir d'un rang, appelé point de censure. Ce rang est déterminé par l'algorithme de censure utilisé. Les algorithmes de censure automatique considérés consistent en deux étapes: Notamment, la censure des cibles secondaires ou indésirables et la détection des cibles primaires. Les deux étapes sont réalisées dynamiquement en utilisant un ensemble convenable de cellules dont les énergies respectives sont triées dans un ordre croissant et ce afin d'estimer le niveau inconnu du clutter.

Pour ce faire, nous avons réétudié le détecteur F-ACCAD-CFAR, proposé dans [16] avec plus de détails. Par la même, nous avons mis au point un autre détecteur que nous avons appelé 'Backward Automatic Censored Cell-Averaging' (B-ACCAD-CFAR). Ensuite, nous avons repris l'étude des deux détecteurs F/B-ACOSD-CFAR, proposés dans [17] avec plus de détails. Enfin, nous avons comparé les performances de censure et de détection de tous les détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD dans des environnements lognormal et Weibull.

1.4 Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé comme suit:

Dans le deuxième chapitre, nous dédions au lecteur en premier lieu quelques concepts radar tels que son principe de fonctionnement et ses différentes composantes. Ensuite, nous décrivons le radar à impulsions et l'effet de la fréquence Doppler sur les radars de visualisation des cibles mobiles. En deuxième lieu, comme la détection adaptative CFAR est une partie importante d'une chaîne radar, nous introduisons ses principes fondamentaux telles que la constance du taux de

fausse alarme et l'adaptabilité du seuil de détection. Ensuite, nous décrivons les différents types de bruit et les modèles statistiques de clutter et de cibles. Finalement, nous montrons l'utilité des critères de Bayes et de Neyman-Pearson dans le calcul des probabilités de fausse alarme et de détection.

Dans le troisième chapitre, nous rappelons les lois des distributions qui peuvent survenir dans les systèmes radar de détection automatique et particulièrement celles qui sont utilisées dans notre travail de recherche. Nous y avons défini leurs fonctions de densité de probabilité, fonctions de répartition, moments d'ordre n et quelques autres propriétés statistiques et les liens possibles entre eux.

Dans le quatrième chapitre, nous avons analysé les détecteurs F-ACCAD-CFAR et F/B-ACOSD-CFAR dans un clutter lognormal et Weibull et mis au point le détecteur B-ACCAD-CFAR. Nous montrons que la sélection de bons estimateurs pour les détecteurs de type ACCAD-CFAR et le choix des seuils adaptatifs, pour tous les détecteurs, sont plus que nécessaires.

Dans le cinquième chapitre, nous avons simulé et comparé les performances des détecteurs F/B-ACOSD-CFAR et F/B-ACCAD-CFAR dans un clutter log-normal et Weibull. Pour tester la robustesse de la technique de censure automatique, nous avons introduit un certain nombre de scénarii correspondant à la présence d'une ou de plusieurs cibles interférentes. L'évaluation des probabilités de fausse alarme et de détection de ces détecteurs a été rendue possible grâce aux simulations de Monte Carlo.

Dans le sixième chapitre, nous résumons l'essentiel de nos résultats et donnons quelques suggestions d'extensions possibles à notre travail.

Chapitre 2

Concepts radar et détection adaptative CFAR

Résumé

Dans ce chapitre, nous consacrons d'abord la première partie à la définition de quelques concepts radars, tels que leur principe de fonctionnement et équipements associés. Ensuite, nous décrivons le radar à impulsions et l'effet de la fréquence Doppler sur les radars de visualisation des cibles mobiles. Dans la deuxième partie, nous introduisons les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR telles que la constance du taux de fausses alarmes et l'adaptabilité du seuil de détection. Ensuite, nous décrivons les différents types de bruit et les modèles statistiques de clutter et de cibles. Finalement, nous montrons l'utilité des critères de vraisemblance dans le calcul des probabilités de fausse alarme et de détection.

- 2.1 Introduction**
- 2.2 Principe de fonctionnement et composants d'un système radar**
- 2.3 Types de radars**
- 2.4 Radar à impulsions**
- 2.5 Radar indicateur de cibles mobiles**
- 2.6 Différents types de bruit**
- 2.7 Modèles statistiques de clutter et de cibles**
- 2.8 Détection adaptative CFAR**
- 2.9 Critères de vraisemblance**
- 2.10 Conclusion**

2.1 Introduction

Le problème de la détection automatique radar est un problème de décision statistique. Autrement dit, à partir d'une expérience (la réception), le radar doit prendre une décision concernant la présence ou l'absence d'une cible dans son champ de vision. Sachant que le signal hyperfréquence reçu par l'antenne a été tout d'abord démodulé et soumis à l'action du filtre adapté afin qu'après filtrage, le rapport signal sur bruit soit le plus élevé possible. Il s'agit maintenant de comparer la sortie du filtre adapté à un seuil de décision choisi pour répondre aux exigences de l'utilisateur exprimées en termes de probabilité de détection (P_d) et probabilité de fausse alarme (P_{fa}).

Les premiers radars utilisaient un seuil fixe qui ne dépend pas de l'environnement dans lequel le radar fonctionne. Cependant, ce type de seuillage conduit à une augmentation intolérable du nombre de fausses alarmes lorsque le niveau du bruit au voisinage de la cellule sous test subit un changement abrupt du clutter. Très vite, ces méthodes ont été supplantées par celles utilisant un seuillage adaptatif dont le calcul est directement lié au niveau du bruit dans les cellules de portée avoisinant la cellule sous test, appelées cellules ou fenêtre de référence. Pour des raisons liées uniquement au temps de calcul, un nombre restreint de cellules dans la fenêtre de référence est utilisé. Celle-ci glissera, ensuite, le long de la portée maximale du radar. Par conséquent, la détection d'une cible est tributaire du choix du seuil de détection. La figure 2.1, schématise un exemple de seuillage dont l'amplitude varie proportionnellement avec le niveau du bruit. Les cellules de références servent à estimer le niveau du bruit et du clutter.

Dans les systèmes radars, le taux de fausse alarme constant (CFAR) est un algorithme de traitement numérique du signal qui conduit au calcul des seuils adaptatifs pour la détection automatique des cibles. L'objectif du concept CFAR est de faire en sorte que ces seuils soient immunisés contre toutes variations du bruit et/ou clutter [1].

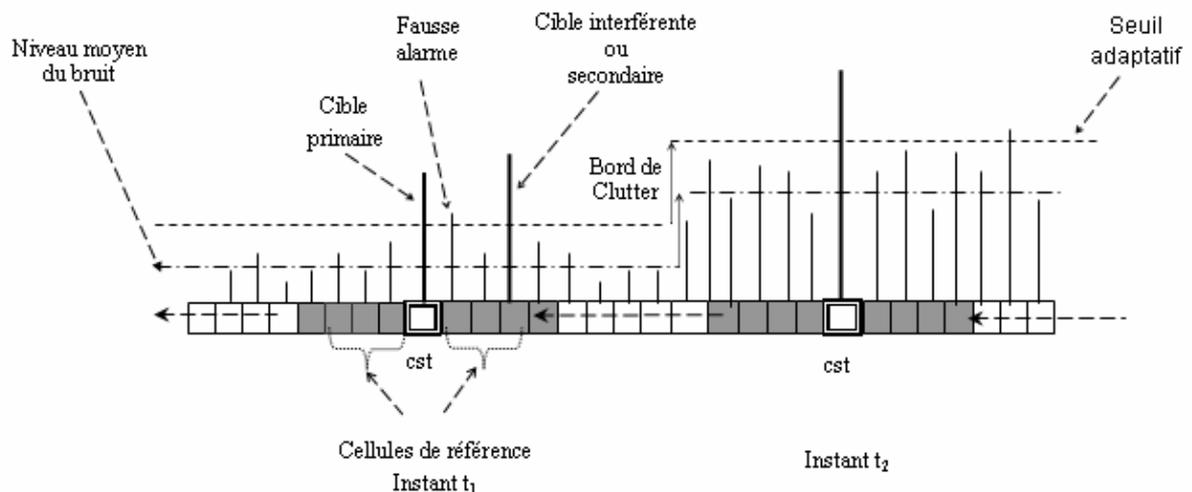


Figure 2.1 Seuil adaptatif dans un environnement non homogène

2.2 Principe de fonctionnement et composants d'un système radar

Le principe utilisé par les radars est voisin de celui de la réflexion des ondes sonores. Lorsque vous criez dans la direction d'un objet qui peut réfléchir le son de votre voix, vous en entendez l'écho. Si vous connaissez la vitesse du son dans l'air, vous pouvez alors estimer la distance et la direction générale de l'objet. Le radar utilise des impulsions d'énergie électromagnétique à peu près de la même manière. Un émetteur puissant diffuse, au moyen d'une antenne (balayeur), une énergie électromagnétique sous forme d'un faisceau concentré dans la direction souhaitée. L'énergie rayonnée dans les limites du faisceau se propage vers son objectif à la vitesse de la lumière. Quand celle-ci frappe un obstacle, une fraction de cette énergie est réfléchi (écho radar) et captée au retour en un court laps de temps après la transmission, par un récepteur sensible de différentes manières en fonction des caractéristiques de l'onde émise ainsi que la forme, composition et l'état physique de la cible. Ce signal échoïque, est ensuite amplifié et transformé en signal visuel sur l'écran (indicateur), qui est parfois un moniteur d'ordinateur. Sachant que les émetteurs et récepteurs radar sont généralement situés au même endroit.

Il est nécessaire que l'impulsion soit très courte et puissante pour détecter plusieurs petits objectifs souvent rapprochés les uns des autres. Ces caractéristiques sont indiquées par le pouvoir de résolution et la sensibilité. Un radar doté d'un pouvoir de résolution élevé peut identifier séparément des objets éloignés de quelques mètres seulement les uns des autres.

Le radar détermine ainsi l'éloignement de la cible en mesurant le temps écoulé entre l'émission de l'impulsion et le retour de l'écho. Le relèvement de la cible détectée est déterminé par la direction vers laquelle pointe l'antenne du radar lorsqu'elle émet l'impulsion [1, 28-31].

Émetteur

L'émetteur, site du radar, est un circuit oscillateur qui produit des pulsations électromagnétiques à très hautes fréquences. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur. Pour les radars à hyperfréquences, qui forment l'immense majorité des radars en service, la génération d'impulsions courtes et très énergétiques demande une technologie qui est différente de celle, disons, d'un émetteur radio utilisé en télécommunications. Sachant qu'une longueur d'onde courte produit un faisceau radar étroit qui distingue et sépare mieux les échos de deux cibles. On peut également obtenir un faisceau étroit en employant une antenne plus large.

Le modulateur (générateur d'impulsions) constitue la partie active de l'émetteur. C'est un circuit électronique qui permet de fractionner l'onde continue produite par l'oscillateur en impulsions. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives et de la restituer pendant le temps très bref de l'émission radar. Un radar émet de 500 à 3000 impulsions par seconde et chaque impulsion a une durée $\tau=0,1$ à $0,5 \mu\text{s}$. L'opérateur peut varier le rythme et la durée des impulsions, en fonction de la zone à couvrir. Des impulsions plus courtes

produisent une image plus nette mais demande un rythme d'émission plus rapide. Puisque l'écho ne peut être reçu tant que l'impulsion entière n'est pas émise, la longueur de l'impulsion détermine également la portée minimale.

Duplexeur

C'est un commutateur électronique qui dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission ou le signal échoïque depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception quand on utilise un radar monostatique. Il permet donc d'utiliser la même antenne pour les deux fonctions, avec une perte minimale. 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 traite des signaux d'une puissance de l'ordre de quelques nano-watts. Au cas où l'impulsion émise serait dirigée vers le récepteur, celui-ci serait instantanément détruit.

Antenne

C'est l'élément le plus visible du radar et également le plus connu du profane. Son rôle est de concentrer l'énergie émise par le radar dans un angle solide déterminé. Le meilleur rendement d'une antenne radar est obtenu en la fixant à une hauteur de 3 à 6 mètres au-dessus du niveau de la mer, à l'endroit le plus dégagé possible. Placée plus haut, l'antenne devient sensible aux mouvements de roulis et de tangage. Placée trop bas, ses radiations sont dangereuses pour les personnes qui s'en approchent. L'antenne radar est dessinée de façon à concentrer l'énergie des impulsions émises en un faisceau horizontal étroit. Pour repérer les cibles, l'antenne émet sur le plan horizontal, un rayon très étroit (2 à 4°). Plus l'antenne est large, plus le faisceau est étroit. Sur le plan vertical, le rayon de balayage se situe entre 20 et 40°, et son centre est dirigé vers l'horizon de façon à tenir compte du roulis et du tangage sans perdre les cibles de vue. Les antennes radar doivent avoir une directivité élevée. La directivité d'une antenne caractérise la manière dont celle-ci concentre son rayonnement dans une certaine direction de l'espace pour envoyer un faisceau étroit étant donné que la largeur du faisceau est proportionnelle à la longueur d'onde du rayonnement et inversement proportionnelle à la largeur de l'antenne. Si le faisceau est trop grand, il y a gaspillage d'énergie. Par contre, s'il est trop petit, un objet se trouvant sous la portée de l'antenne, ne peut, en plus, être repéré. Par conséquent, en général, aucune antenne n'est parfaite.

L'antenne peut être double afin de permettre indépendamment les fonctions d'émission et de réception. Dans ce cas, il est nécessaire que les deux aériens élémentaires soient orientés à chaque instant dans la même direction. Ils doivent donc être solidaires entre eux ou synchronisés. En outre, leur interférence radioélectrique doit être la plus faible possible afin qu'au moment de l'émission, le signal émis qui est de très grande puissance ne vienne perturber le fonctionnement du récepteur.

Récepteur

Le récepteur est l'élément le plus délicat et souvent le plus complexe du radar. Il est installé près de l'antenne. Il doit amplifier et mesurer un signal extrêmement faible à une fréquence extrêmement haute. Les amplificateurs mobiles ne pouvant remplir directement cette fonction. En effet, le signal est converti et amplifié par un circuit superhétérodyne à une fréquence intermédiaire d'environ 30 MHz. La fréquence très élevée du signal radar nécessite l'utilisation d'un oscillateur et d'un mélangeur de signaux avec une précision beaucoup plus élevée que pour les récepteurs radio ordinaires. Des circuits appropriés ont été mis au point, utilisant comme oscillateurs des tubes hautes puissances à hyperfréquences, autrement dit, les klystrons. La fréquence intermédiaire est amplifiée de manière classique. Le signal est ensuite envoyé dans un ordinateur.

Écran

L'écran est la partie utile du radar, celle sur laquelle se font la navigation et la détection des obstacles. Les progrès de la technologie ont permis de développer des écrans couleurs et balayeurs de gauche à droite et de bas en haut (le procédé est répété 60 fois par seconde). Un rayon rotatif synchronisé avec l'antenne balaie l'écran à la recherche d'objets. La représentation d'un objet sur l'écran s'appelle un spot.

2.3 Types de radars

On distingue deux types d'exploitations fonctionnelles très différentes des radars. Les radars primaires (surveillance non coopérative) et les radars secondaires (surveillance coopérative) [32].

Radar primaire

La surveillance non coopérative est assurée sans intervention de la cible à sa détection. C'est la propriété de la réflexion d'une onde électromagnétique sur la surface physique de la cible qui est utilisée. La détection se fait par reconnaissance de la présence d'un signal réfléchi. La mesure de la distance est obtenue par la mesure du temps de propagation radar – cible – radar. La mesure d'azimut est faite par l'utilisation d'une antenne directive tournante. Les équipements correspondants sont caractérisés comme '*radars primaires*' ou PSR (Primary Surveillance Radars). Ils peuvent être à deux dimensions (2D) donnant des mesures de distance et d'azimut ou trois dimensions (3D). Par conséquent, une mesure complémentaire en angle de site (angle d'élévation dans le plan vertical) est alors disponible. Sachant que pour les radars (2D), l'absence de toute mesure d'angle de site ne permet pas de discrimination en altitude.

Radar secondaire

La surveillance coopérative est assurée grâce à la participation active de la cible à sa détection. La cible est équipée d'un répondeur (ou transpondeur) qui reçoit des interrogations du radar et répond.

Les mesures de distance et d'azimut utilisent les mêmes principes que pour le radar primaire. L'originalité de l'exploitation coopérative est que le signal reçu est renseigné en identification ou altitude en fonction de l'interrogation du radar. Les équipements correspondants sont caractérisés comme '*radars secondaires*' ou SSR (Secondary Surveillance Radars). Dans ces dispositifs de contrôle aérien qui interrogent le ciel, l'absence de toute discrimination en angle de site a des conséquences négatives. Il ne peut exister d'échos de sol en surveillance coopérative. Cependant, tous les paramètres et réglages adaptés à une zone de détection difficile dans un site particulier seront appliqués de fait, sans limitation d'altitude, au trafic de survol. Pour l'aviation civile, l'exploitation radar secondaire est utilisée (seule) pour la détection 'En Route'. Elle est associée à l'exploitation radar primaire pour le contrôle d'approche et d'aérodrome. Pour la défense, les radars secondaires sont utilisés, en complément des radars primaires, pour la reconnaissance entre avions 'amis' et avions 'ennemis' (IFF : Identification Friend or Foe). Ce type de radar ne répond pas au besoin opérationnel de la défense pour la détection de cibles non coopératives (dans le cadre de la mission de défense aérienne); ce qui explique la nécessité d'un nombre important de radars primaires pour assurer la couverture de l'espace aérien national. Mais quel que soit l'usage auquel ils sont destinés, tous les systèmes radar fonctionnent à partir des mêmes principes de base.

2.4 Radar à impulsions

Le principe de base d'un radar à impulsions consiste à envoyer des paquets d'impulsions très brèves et puissantes dans le temps, figure 2.2, transformées en un faisceau tel que, lorsque l'antenne tourne, les ondes peuvent être dirigées dans une direction choisie à l'avance. Les ondes radioélectriques sont donc émises dans l'espace par des impulsions répétitives à des intervalles réguliers appelés périodes de répétition des impulsions T_R (Pulse Repetition Interval, PRI). La PRI du radar est un paramètre important dans le calcul de la distance maximale de détection (D_{max}) car les échos qui reviennent au radar après un temps supérieur à la PRI apparaissent sur le scope à des positions erronées (distances fausses). Ils sont alors appelés échos du 2^{ème} balayage (ou du n^{ème} balayage). Les échos revenant au radar au delà de la PRI se traduisent par une 'ambiguïté-distance' (erreur de visualisation) alors que ceux qui reviennent dans un délai inférieur à la PRI sont affichés à la distance correcte (non ambiguë). Afin d'éviter l'effet dit du deuxième retour d'écho (n^{ème} retour d'écho), le récepteur partageant la même antenne avec l'émetteur (radar à impulsions monostatique), doit être non seulement inhibé pendant toute la durée τ de chaque impulsion radiofréquence émise mais aussi, il faudrait que celle-ci ait une puissance et une fréquence de répétition des impulsions F_R (Pulse Repetition Frequency, PRF) de manière à minimiser tout risque afférent à une anomalie de propagation. Cette dernière peut provenir de l'emplacement du radar et/ou de conditions météorologiques particulières. A chaque fois qu'un objet se situant dans l'espace de balayage (faisceau principal) du radar et percuté par l'onde RF, une partie de l'énergie

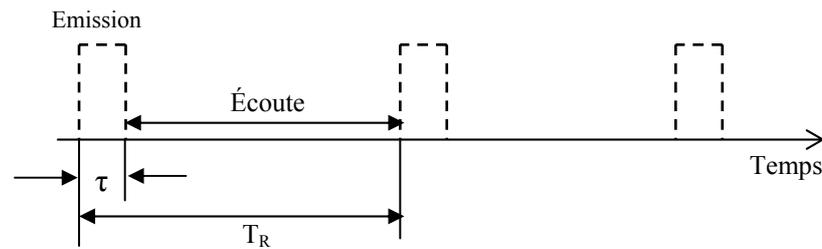


Figure 2.2 Cycles émission/écoute d'un système radar à impulsion

électromagnétique est réfléchi puis analysé par le récepteur devenant opérationnel pendant l'intervalle séparant deux impulsions successives appelé temps d'écoute ($T_R - \tau$).

C'est particulièrement de cette proportion d'énergie que dépend la qualité du signal reçu. Une cible est dite parfaitement localisée si sa distance (range) et sa direction (azimut et élévation) sont connues. Les radars à impulsions subissent malheureusement des limitations telles que : ils n'ont pas accès directement à la vitesse instantanée de la cible et ils ont des difficultés pour mesurer des faibles distances et nécessitent des puissances crête importantes [33].

2.4.1 Paramètres caractéristiques d'une impulsion RF

Dans le radar à impulsions, il y a un certain nombre de paramètres qui caractérisent l'onde radiofréquence (RF) émise par celui-ci et dont le choix est déterminant pour son bon fonctionnement [1].

Mesure de la distance

Si une onde électromagnétique voyageant à la vitesse de la lumière C , met Δt pour percuter un objet et revenir, alors celui-ci se trouve à une distance (range) en ligne droite D du radar, égale à :

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

Si $\Delta t > T_R$, la mesure de la distance présente une ambiguïté (effet du 2^{ème} retour d'écho). Alors, la portée maximale mesurable sans ambiguïté du radar est aussi limitée par le temps qui sépare l'émission de deux impulsions consécutives. Elle est définie par :

$$D_{MAX} = \frac{C T_R}{2} \quad (2.2)$$

Un objet situé à 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. Cependant, augmenter d'avantage la puissance de l'impulsion reçue amplifierait le bruit et le clutter contenus dans le

signal utile. D'autre part, l'amplification de l'impulsion émise n'est guère la solution appropriée. En effet, dans ce cas, nous nous heurtons aux limitations physiques des générateurs de puissances qui oscillent à des fréquences proches de celles de la lumière. Mais, et c'est surtout là le point important, plus la fréquence augmente, plus l'atmosphère absorbe une partie importante de l'énergie émise.

Lorsque l'antenne est à la fois émettrice et réceptrice (ce qui est le cas le plus courant), l'antenne ne peut pas détecter l'onde réfléchi (retour) pendant que le signal est émis. Cela implique qu'un radar a une portée minimale (distance aveugle), donnée par:

$$\Delta d = \frac{C \tau}{2} \quad (2.3)$$

La forme de l'impulsion joue sur la capacité du radar à distinguer deux objets proches (Pouvoir de résolution en distance). Donc, pour détecter des cibles plus proches, il faut utiliser une durée d'impulsion plus courte. Sachant que les cibles situées à une distance équivalente à la durée d'impulsion ne sont pas détectées. L'horloge du radar est remise à zéro à chaque fois qu'une nouvelle impulsion est émise, et ce afin de s'assurer que la mesure de distance s'effectue bien à partir de la dernière impulsion.

Mesure de la direction

Le radar à impulsions calcule le gisement (angle d'azimut) et le site (angle d'élévation) d'un objet à partir de la direction vers laquelle l'antenne doit être dirigée pour obtenir un signal réfléchi maximum en provenance de celui-ci. La figure 2.3 montre que, l'azimut d'une cible détectée par un radar est l'angle entre la direction du nord et celle de la ligne directe antenne-cible. Cet angle est déterminé grâce à la directivité de l'antenne. Elle se mesure dans le plan horizontal, dans le sens des aiguilles d'une montre. Par contre, l'élévation est l'angle que forme, avec sa projection sur le plan horizontal, l'axe 'antenne radar-cible', mesuré dans le plan vertical. L'angle de site est positif lorsqu'il est au-dessus de l'horizon (site 0°), et négatif en dessous.

Mesure de la hauteur

La hauteur d'une cible par rapport à la surface du globe terrestre est appelée 'Altitude'. Elle peut être calculée en multipliant la distance oblique D de la cible par le sinus de son angle d'élévation.

Mesure de vitesse

Il existe différentes méthodes pour mesurer la vitesse de déplacement d'une cible. La plus ancienne consiste à noter sa position à un instant, à l'aide d'un crayon gras, sur l'affichage radar. À un autre instant, on refait la même chose et la différence des deux positions divisée par le temps écoulé entre les deux instants, donne la vitesse de déplacement.

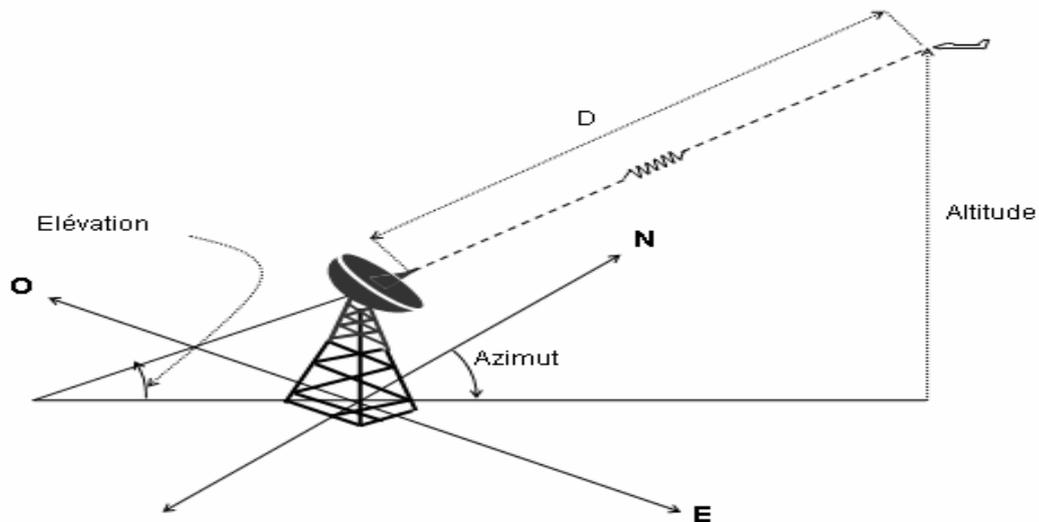


Figure 2.3 Angles caractérisant une cible radar

2.4.2 Equation du radar

Etablir l'équation du radar consiste à faire un bilan des puissances sur le trajet aller-retour d'une onde émise. La puissance reçue par l'antenne réceptrice d'un radar est donnée par l'équation du radar [1].

$$P_r = P_t \frac{G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_t^2 R_r^2 L_t L_r} \quad (2.4)$$

où P_t est la puissance émise, λ est la longueur d'onde du radar, L_t , L_r sont les pertes totales en transmission et en réception, respectivement, G_t , G_r représentent les gains de l'antenne émettrice et réceptrice, respectivement. σ est la Surface Equivalente Radar (SER) (Radar Cross Section, RCS) de la cible, R_t et R_r sont les distances cible-radar émetteur et cible-radar récepteur, respectivement.

Dans la plupart des cas de petits radars, pour faire voisiner un émetteur très puissant et un récepteur très sensible, les deux utilisant la même antenne (radar monostatique), nous utilisons un duplexeur tels que: $R_t = R_r = D$ et $G_t = G_r = G$.

L'équation (2.4) devient alors:

$$P_r = P_t \frac{G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 D^4 L_t L_r} \quad (2.5)$$

Dans le cas de la détection d'une cible de type MDS (Minimum Discernable Signal), c'est-à-dire un objet pour lequel l'écho reçu a une puissance minimale telle que $P_r = P_{\min} = K^\circ T^\circ B \bar{S}$. En utilisant l'équation (2.5), la portée maximale s'écrit:

$$D_{\max} = \left[P_t \frac{G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 P_{\min} L_t L_r} \right]^{1/4} \quad (2.6)$$

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

2.5 Radar indicateur de cibles mobiles

Pour tirer pleinement parti d'un radar sans être astreint à des conditions trop restrictives en ce qui concerne son emplacement, le matériel doit être équipé d'un éliminateur d'échos fixes. Un système radar est dit performant s'il arrive à supprimer un taux important de clutter. Pour augmenter la résolution du radar il faut considérer deux paramètres, τ durée de l'impulsion et θ la largeur du faisceau. Sauf que leur choix est toujours limité par d'autres considérations telles que l'énergie des impulsions RF, la vitesse de rotation de l'antenne, etc. Pour cela il est possible d'exploiter d'autres caractéristiques propres aux échos "désirés" qui permettent de les différencier du clutter.

Pour permettre au radar d'être sensible à tous les types d'échos (fixes, lents ou rapides), la caractéristique "mobilité" est celle qui a été la plus investiguée. De tels systèmes sont appelés dispositif de visualisation des cibles mobiles (Moving Target Indicator, MTI). Le radar Doppler à impulsions constitue un excellent dispositif de visualisation de cibles mobiles en présence d'un clutter sévère [1].

2.5.1 Effet Doppler-Fizeau

Au début du dix neuvième siècle, 1842, le physicien autrichien *Christian Johann Doppler* pour les ondes acoustiques, puis indépendamment de lui, en 1848, le français *H. Fizeau* pour les ondes électromagnétiques, ont découvert le phénomène appelé aujourd'hui effet Doppler-Fizeau. Lorsque l'émetteur est animé d'un mouvement relatif de vitesse radiale $V_r = V_0 \cos \alpha$, par rapport à un observateur. L'onde émise subit une variation apparente de quantité F_d appelée fréquence Doppler donnée par [34]:

$$F_d = \frac{V}{\lambda} \quad \text{Hz} \quad (2.7)$$

avec $\lambda = C/F_e$ et F_e sont la longueur d'onde et la fréquence du signal émis.

Lorsque l'émetteur de l'onde se rapproche de l'observateur, la fréquence Doppler semble positive (l'onde est dite tassée), et lorsqu'il s'en éloigne, la fréquence Doppler semble négative et plus faible (l'onde est dite dilatée).

Dans le cas du radar, pour le trajet aller, la cible est l'observateur. Elle reçoit et réémet un signal de fréquence tel que:

$$F_t = F_e + \frac{V_r}{\lambda} \quad (2.8)$$

Pour le trajet retour, la cible devient la source et le radar observe alors une fréquence décalée de F_d par rapport à celle réémise par la cible donnée par :

$$F_r = F_e + \frac{2V_r}{\lambda} \quad (2.9)$$

2.5.2 Radar Doppler à impulsions

La plus courante des méthodes est d'utiliser une variante de l'effet Doppler avec un radar à impulsions car elle permet de déterminer la vitesse radiale et la position de la cible. Le schéma synoptique est donné par la figure 2.4, Il est constitué de deux oscillateurs: L'un stable de fréquence intermédiaire F_i et l'autre local de fréquence F_l .

La formation de l'onde d'émission est obtenue par battement des deux fréquences $F_e = F_i + F_l$. Ensuite, le signal hyperfréquence est découpé en impulsions de durée τ par le biais d'un interrupteur électronique commandé par un signal de même fréquence. Ces impulsions sont amplifiées à l'aide d'un magnétron et envoyées au duplexeur qui les dirige à son tour vers l'antenne. A la réception, le signal reçu a une fréquence $F_e \pm F_d$. Ce dernier subit encore une amplification avant d'être passé par un filtre adapté. La sortie du filtre adapté est un signal à bande étroite centrée sur la fréquence intermédiaire F_i . A la sortie du MTI, le signal est appliqué à un récepteur quadratique pour produire l'enveloppe du signal. Enfin, la décision est prise par le détecteur CFAR. L'extracteur des données permet d'extraire les coordonnées des cibles à partir des résultats de la détection. En pratique, des cibles peuvent être déclarées présentes sur plusieurs cellules adjacentes. Le Barycentre de ces détections appelé "spot" et la bonne détermination de la position de la cible.

Le traitement des données est une fonction connue sous le nom de "Tracking". Elle consiste à traiter les spots générés par l'extracteur en vue de déterminer les trajectoires des cibles évoluant dans l'espace de surveillance du radar. L'extraction des données et leur traitement sont réalisés pour une éventuelle visualisation sur l'écran [31].

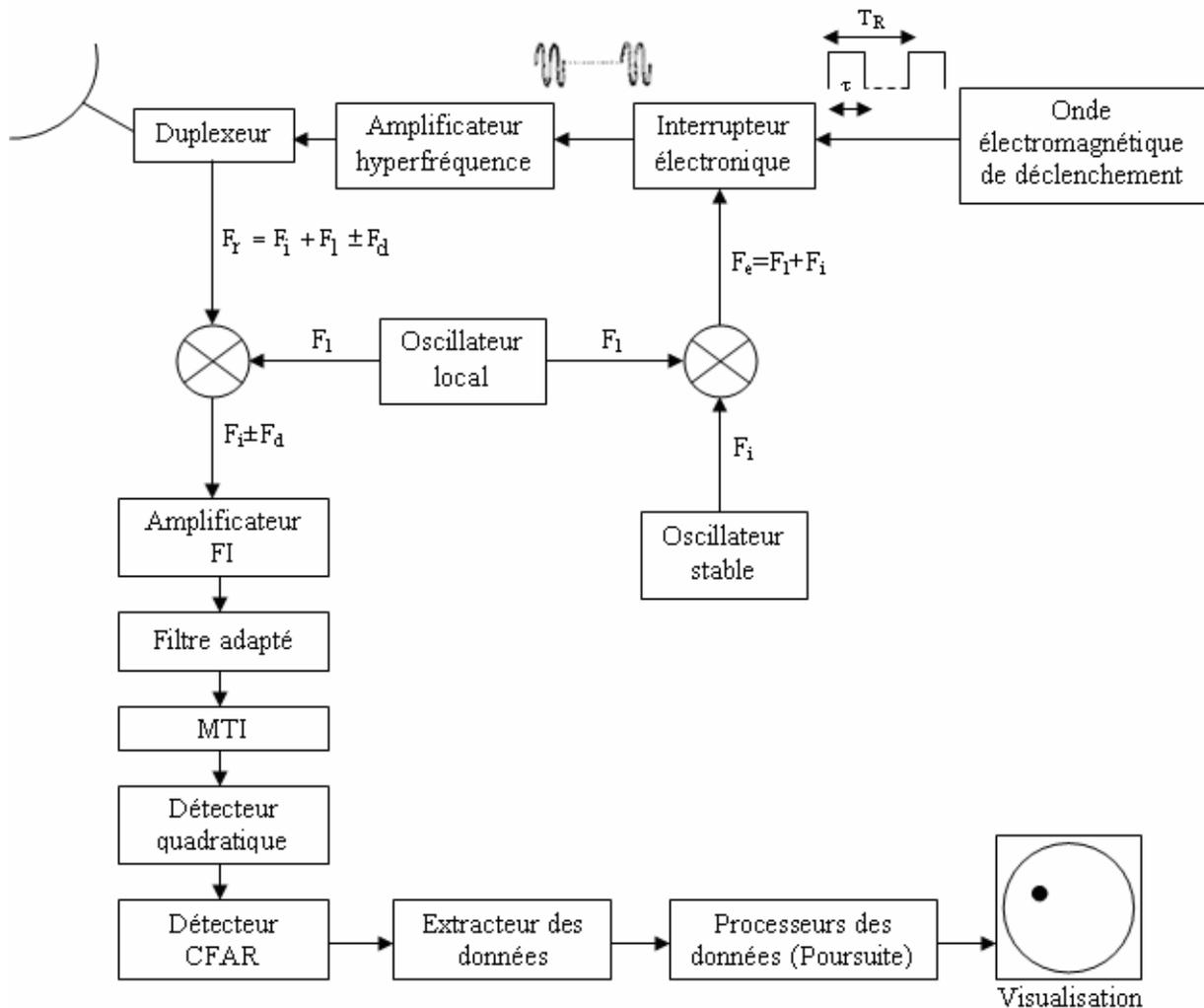


Figure 2.4 Schéma synoptique d'un radar Doppler à impulsions

2.6 Différents types de bruit

Il existe de nombreuses sources de signaux indésirables que les radars doivent pouvoir ignorer plus ou moins, afin de se focaliser uniquement sur les cibles d'intérêt. Ces signaux peuvent avoir des origines passives et actives, internes (bruit thermique) et externes (cibles interférentes et/ou fouillis (clutter)). En général, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. La capacité d'un radar à surmonter ces nuisances définit son rapport signal sur bruit (SNR). Plus le SNR est grand, plus le radar peut séparer efficacement une cible des signaux parasites [1].

2.6.1 Bruit thermique

Le bruit thermique est une source interne de variations aléatoires du signal, que tous les composants électroniques génèrent de façon inhérente à différents degrés. Il apparaît typiquement comme constitué de variations aléatoires superposées au signal d'écho reçu par le radar, lequel est celui qu'on recherche. Plus la puissance du signal désiré est faible, plus il est difficile de le discerner du bruit thermique (tenter d'entendre un murmure près d'une route encombrée est

similaire). Ainsi, les sources de bruit thermique les plus importunes apparaissent au niveau du récepteur et beaucoup d'efforts sont faits pour minimiser ces facteurs. Le facteur de bruit est une mesure du bruit produit par un récepteur comparé à celui produit par un récepteur idéal. Ce ratio doit être minimal. Dans le cas des radars modernes, grâce aux hautes performances de leurs récepteurs, le bruit interne est inférieur ou égal au bruit de l'environnement extérieur, sauf si le radar est pointé vers un ciel dégagé, auquel cas l'environnement est si froid qu'il génère très peu de bruit thermique.

2.6.2 Fouillis (clutter)

Nous pouvons classer les clutter en deux grandes familles. Les clutter de surface qui peuvent représenter les échos de la mer et de la terre et les clutter de volume qui sont généralement liés aux phénomènes météorologiques. Ces deux types de clutter sont tels que le rapport du signal sur clutter (Signal to Clutter Ratio, SCR) est très grand par rapport au rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio, SNR). La présence des interférences induit, quant à elle, un rapport signal à interférence (Signal to interference Ratio, SIR) beaucoup plus grand que le SNR.

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

Bord de clutter

Dans la détection radar, une transition entre deux milieux de natures différentes telle que la transition d'un milieu terrestre vers un milieu maritime ou d'une zone claire vers une zone nuageuse et inversement produit un changement brusque dans la puissance du clutter. Cette transition est appelée bord de clutter. Elle pose deux types de problèmes dans la détection. Le premier se produit lorsque la cellule sous test (CST) baigne dans le bruit thermique alors qu'une partie des cellules de référence contient du clutter et du bruit thermique. Dans ce cas, le niveau du seuil de détection augmente, ce qui a pour effet de dégrader la détection. Ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect) et est illustré dans la figure 2.5. Le deuxième problème, quant à lui, se manifeste lorsque la cellule sous test baigne dans le bruit thermique et le clutter, alors qu'une partie des cellules de référence contient du bruit thermique uniquement. Dans ce cas, comme le montre la figure 2.6, le seuil de détection diminue et le nombre de fausses alarmes devient important.

Cibles interférentes

Ils peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics. Elles peuvent se situer en aval ou en amont de la cellule sous test. Dans ce cas, le seuil de détection augmente et par conséquent, la probabilité de détection diminue. Ce phénomène que nous avons illustré en figure 2.7, est connu sous le nom de l'effet de capture (Capture effect).

La figure 2.8 montre une situation dans laquelle il y a une mixture de tous les cas précédents. Ceci rend donc la détection extrêmement complexe et fait de ce modèle le cas le plus général.

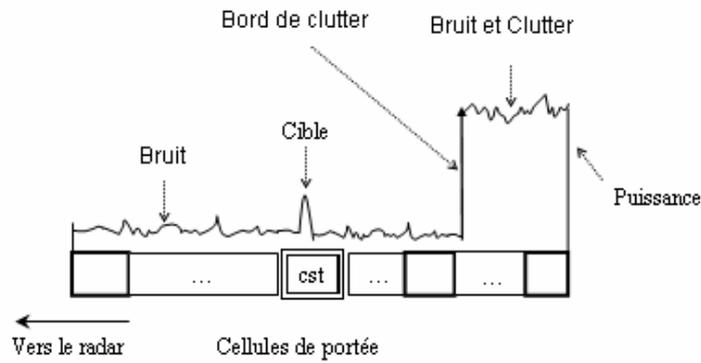


Figure 2.5 Cellule sous test dans le bruit thermique en présence d'un bord de clutter

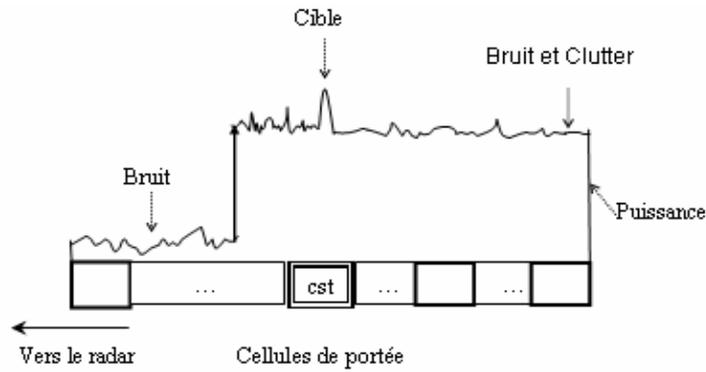


Figure 2.6 Cellule sous test dans le bruit thermique et le clutter

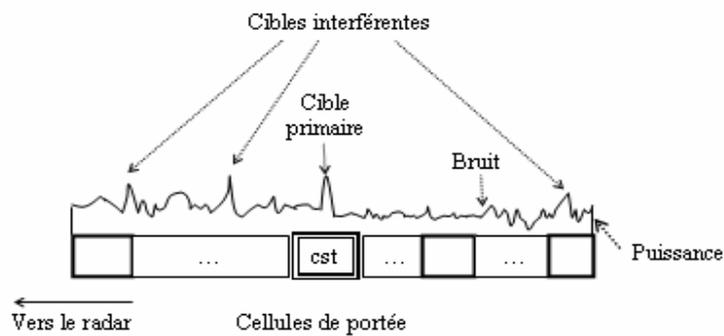


Figure 2.7 Cellule sous test dans le bruit thermique en présence des cibles interférentes

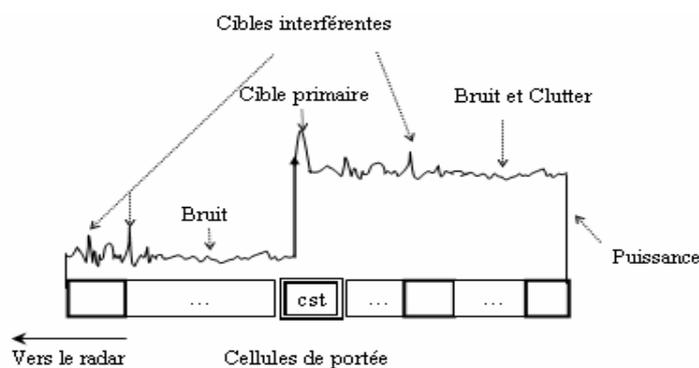


Figure 2.8 Présence concomitante de bruit thermique, bord de clutter et cibles interférentes

2.7 Modèles statistiques de clutter et de cibles

2.7.1 Modèles statistiques de clutter

La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à $0.5 \mu\text{s}$. Si de plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à 5 degrés, le clutter de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à $0.5 \mu\text{s}$). Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée ou lourde (long ou heavy tail) que celle de la Gaussienne. Conséquemment, pour détecter des cibles dans ce type de clutter, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, les modèles statistiques pouvant suppléer à l'absence d'un clutter Gaussien sont les distributions Weibull, log-normal et K. Pour ce faire, le tableau 2.1 résume quelques cas de clutter non-Gaussien [1]. Nous reviendrons sur les caractéristiques statistiques de ces distributions dans le chapitre 3.

2.7.2 Modèles statistiques de cibles

La cible représente le dispositif ou l'objet que nous voulons détecter. Pour cela, elle doit se situer au-dessus de l'horizon radar et doit pouvoir renvoyer un écho suffisamment puissant. La puissance d'un écho renvoyé par une cible dépend grandement de la largeur de celle-ci et de sa hauteur au-dessus de l'horizon radar. Ces facteurs ne sont cependant pas suffisants. En effet, une petite cible très réfléchissante peut fort bien renvoyer un écho supérieur à celui d'une cible plus importante mais dont le pouvoir de réflexion est faible. Dans la théorie de la décision statistique, une cible peut être caractérisée par un signal écho dont l'amplitude ou le RCS est inconnu et non fluctuant, aléatoire et suivant une loi Rayleigh ou alors aléatoire et suivant une loi one-dominant-plus Rayleigh [1].

Le premier modèle considère la cible comme étant un ensemble de plusieurs réflecteurs élémentaires de même taille. L'enveloppe du signal réfléchi d'une telle cible à la sortie du détecteur quadratique suit une loi de Rayleigh de la forme:

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right), \quad x \geq 0 \tag{2.10}$$

où x est l'amplitude du signal et σ^2 la variance de la cible qui est proportionnelle à son RCS.

Le second modèle suppose qu'elle est considérée d'un gros réflecteur entouré de plusieurs petits réflecteurs. A la sortie du détecteur quadratique, l'enveloppe suit une loi de la forme:

$$f(x) = \frac{9x^3}{2\sigma^4} \exp\left(\frac{-3x^2}{2\sigma^2}\right), \quad x \geq 0 \tag{2.11}$$

Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde. Cependant, seuls les cibles sphériques ou les coins de réflecteurs vus sous un angle constant sont non fluctuants (RCS constant). D'autre part, notons que pour une même valeur de la probabilité de détection, les cibles non fluctuantes requièrent un SNR.

Tableau 2.1 Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens

Type de radar	Largeur d'impulsion τ (μ s)	Terre ou Mer	Bande de Fréquences	Angle d'incidence (degrés)	Modélisation du clutter
Basse résolution	2	Montagnes rocheuses	S	≥ 5 < 5	Gaussienne Weibull
Basse résolution	3	Collines boisées	L	0.5°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Forêt	X	0.7°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Terre cultivée	X	$0.7^\circ - 5.0^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.2	Mer : Etat 1	X	4.7°	Log-normal, Weibull et K
Haute résolution	0.1	Mer : Etat 2	K_v (12 - 18 GHz)	$1.0^\circ - 30.0^\circ$	Log-normal, Weibull et K

plus petit que celui requis par des cibles fluctuantes. De plus, pour les cibles fluctuantes, le SNR est fonction du type de fluctuation. Pour étudier le signal cible dans plusieurs cas, il est nécessaire de prendre en compte les mouvements de la cible sur sa trajectoire pendant le temps d'exposition TOT (Time On Target). Deux types de fluctuations sont considérés. Cible lentement fluctuante ou fluctuante d'un balayage à un autre (scan to scan target) et cible rapidement fluctuante ou fluctuante d'une impulsion à une autre (pulse to pulse target).

Cible lentement fluctuante

L'écho de cible ne change pas pendant l'émission des N impulsions (TOT). Par conséquent, les échantillons reçus sont les mêmes pour toutes les impulsions; il s'agit d'une seule réalisation d'une même variable aléatoire.

Cible rapidement fluctuante

L'écho change de valeur d'une impulsion à l'autre. Donc les échantillons reçus sont des réalisations différentes de la même variable aléatoire.

Swerling a observé et classifié les cibles selon les fluctuations de leur RCS en cinq modèles statistiques appelés Swerling 0 ou V (modèle non-fluctuant), Swerling I, II, III et IV (modèles fluctuants). A partir des distributions (2.10) et (2.11) ainsi que des degrés de fluctuation, les quatre modèles **Swerling** fluctuants sont définis comme suit:

Swerling I (SWI): Cible lentement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.10).

Swerling II (SWII): Cible rapidement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.10).

Swerling III (SWIII): Cible lentement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.11).

Swerling IV (SWIV): Cible rapidement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.11).

2.8 Détection adaptative CFAR

Dans un système radar, la qualité de la détection est affectée par la présence du bruit qui est le résultat de l'addition du bruit thermique inhérent au récepteur, du clutter de mer ou de terre et les échos des cibles interférentes. Le problème auquel se confrontent toujours ces systèmes est celui de la détection automatique d'une cible dans un milieu non stationnaire avec un taux de fausse alarme constant, une probabilité de fausse alarme P_{fa} , une portée maximale D_{MAX} donnée, ainsi qu'une probabilité de détection P_d .

La détection utilisant un seuil fixe n'est pas appropriée dans le cas où l'environnement est inhomogène puisqu'elle conduit à un nombre très élevé de fausses alarmes. En fait, ceci est dû à la relation exponentielle qui lie la P_{fa} à la densité spectrale de puissance du bruit et aussi, le fait que toutes les distributions non Gaussiennes possèdent une queue beaucoup plus longue et étalée que celle de la distribution Gaussienne. Par conséquent, les détecteurs connus pour être optimaux et CFAR dans le cas de l'hypothèse d'un environnement Gaussien ne le sont plus dans ce cas. Ce problème ne peut trouver de solution que dans les techniques de seuillage adaptatif. Dans ce cas, l'algorithme CFAR ajuste les seuils de détection en se basant sur chacune des cellules de telle façon à ce que toute variation du clutter ou de l'environnement, d'une manière générale, influe très peu sur la constance de la probabilité de fausse alarme.

La détection CFAR est un algorithme de traitement de signal numérique ou un processus par lequel une cible est déclarée présente dans la cellule sous test tout en maintenant un taux de fausses alarmes constant. Son principe est basé sur la prise de décision en comparant le signal dans la cellule sous test avec un seuil adaptatif appelé T , en présence du bruit thermique dans les cellules adjacentes, tels que cela est montré dans la figure 2.9.

$T = F(q_1, q_2, q_3, \dots, q_N)$ représente la principale différence entre les divers détecteurs CFAR proposés dans la littérature radar. La classe des détecteurs à niveau moyen est celle qui convient le mieux aux environnements homogènes. Cependant, la présence d'inhomogénéités dans le clutter dégrade considérablement les performances de cette classe de détecteurs. Pour cela, plusieurs travaux de recherche qui tiennent compte des changements dans le clutter existent dans la littérature [2-23].

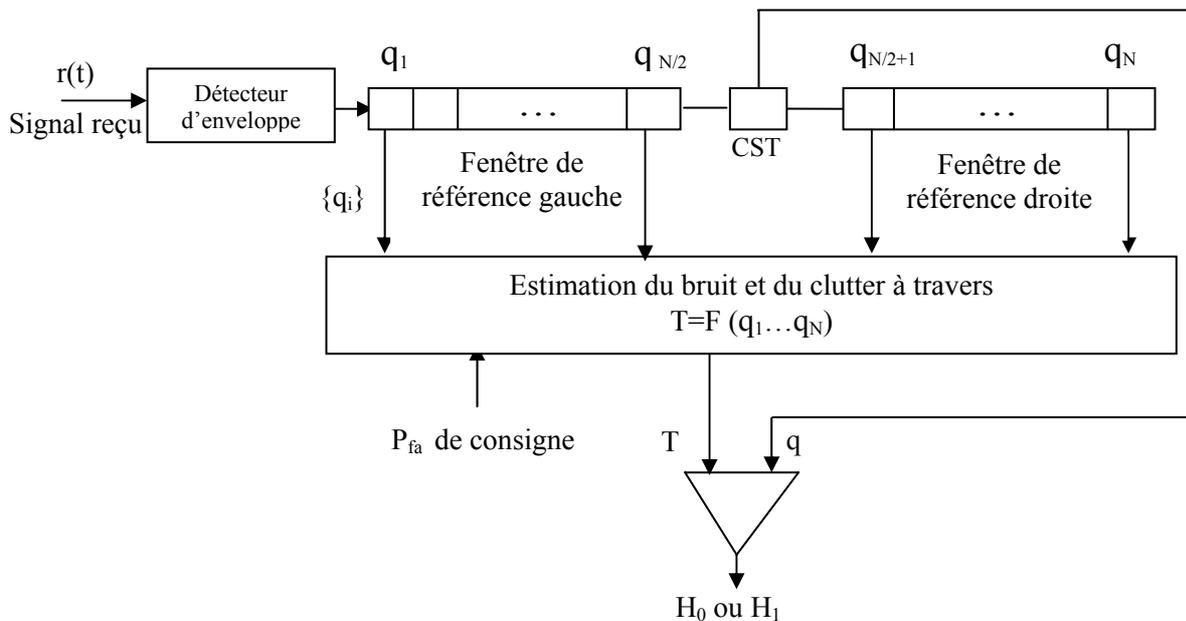


Figure 2.9 Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR

La détection automatique revient à résoudre le problème de la présence (décision H_1) ou de l'absence (décision H_0) d'une cible en prenant les cellules une à une. En effet, dans chaque direction de l'espace balayée par le radar, la portée est divisée en plusieurs centaines de cellules et les tests de détection dans chaque cellule utilisent une fenêtre de N cellules. Le glissement de cette fenêtre le long des cellules de référence permet de couvrir toute la distance radar. Aussi, remarquons que les cellules de garde ne sont pas utilisées dans l'estimation de la puissance du clutter car elles sont avoisinantes à la cellule sous test et peuvent donc contenir une partie de la puissance de la cible. Enfin, la décision est prise après la comparaison d'un échantillon de la cellule sous test à un seuil adaptatif selon H_1 ou H_0 . H_1 et H_0 sont les hypothèses qui correspondent à la présence ou à l'absence d'une cible dans la cellule sous test, respectivement, figure 2.10.

Détecteur d'enveloppe

La transposition en vidéo fréquence ou détection d'enveloppe, figure 2.11, a pour fonction de restituer l'enveloppe du signal. Notons, que si les composantes en phase et en quadrature de phase du signal reçu suivent une loi Gaussienne alors, les échantillons $\{q_i\}$ pour $i=0, \dots, N$ à la sortie du détecteur quadratique sont de distribution exponentielle. Par contre, si nous considérons un détecteur linéaire à la place du détecteur quadratique, alors les échantillons $\{q_i\}$ pour $i=0, \dots, N$ sont de distribution Rayleigh.

Les modèles statistiques de Swerling pour des cibles non fluctuantes et fluctuantes, dans un environnement constitué d'un bruit thermique dû au récepteur uniquement et par conséquent connu et invariable (clutter homogène), conduisent à un problème d'optimisation. Dans ce cas, la relation mathématique liant le triplet P_d , P_{fa} et SNR est dite optimale au sens de Bayes ou de Neyman Pearson.

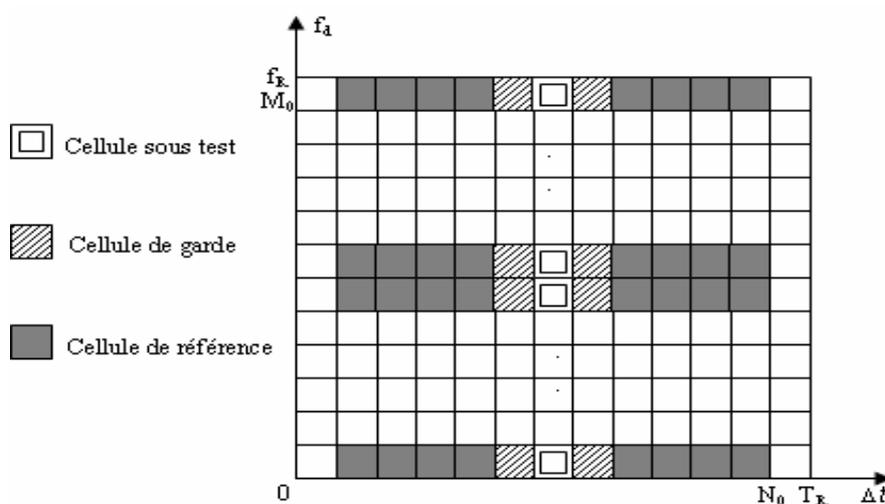


Figure 2.10 Matrice distance vitesse d'un radar Doppler à impulsions

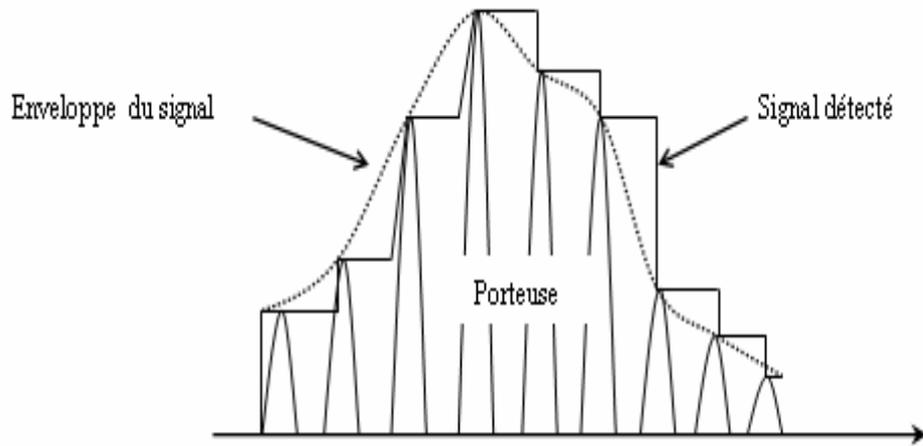


Figure 2.11 Signal obtenu par détection d'enveloppe

2.9 Critères de vraisemblance

Pour effectuer la détection automatique des cibles, le signal reçu $r(t)$ est observé dans chaque cellule de résolution en distance pendant un temps t tel que $0 \leq t \leq \tau$. Le problème de la détection d'une cible revient à considérer une règle de décision optimale qui, à partir de l'observation $r(t)$, peut décider de la présence du signal $s(t)$ qui provient de la cible ou de la présence (en absence de $s(t)$) d'un signal $n(t)$ qui provient du bruit de l'environnement. Par conséquent $r(t)$ s'écrit :

$$r(t) = \begin{cases} s(t) + n(t) & \text{Cible présente} \\ n(t) & \text{Cible absente} \end{cases} \quad (2.12)$$

Les principes de la théorie de la détection statistique sont utilisés pour déterminer la structure du récepteur radar permettant d'obtenir une décision optimale. De ce fait, pour choisir une règle de décision optimale, il est nécessaire d'évaluer les performances relatives à chacune d'elles. Ceci nous emmène à introduire deux paramètres statistiques importants, en l'occurrence le risque $R(D_i, H_j)$ pour $i, j=0,1$ encourus par le système de réception, et le coût quand une décision D_i est prise pour une hypothèse H_j . Dans les applications radar, les deux critères qui associent l'optimalité au risque sont ceux de Bayes et de Neyman Pearson. Généralement, les coûts de décisions correctes (détection et détection nulle) sont considérés comme nuls. De ce fait, les coûts se résument à C_{01} et C_{10} (non détection et fausse alarme).

2.9.1 Critère de Bayes

L'utilisation du critère de Bayes nécessite essentiellement deux hypothèses. La première étant la connaissance préalable des probabilités d'événement des deux sorties de la source. La deuxième

consiste à attribuer un coût à chaque décision possible. Si nous dénotons par D_i , les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 , nous pouvons définir le coût C_{ij} ($i, j=0,1$), associé à la décision D_i . En particulier, quatre décisions sont possibles : D_{11} (décider la présence alors qu'une cible est présente) et D_{01} (décider l'absence alors qu'une cible est présente) concernent l'hypothèse H_1 . D'autre part, D_{10} (décider la présence alors qu'aucune cible n'est présente) et D_{00} (décider l'absence alors qu'aucune cible n'est présente) concernent l'hypothèse H_0 .

D_{11} et D_{00} sont des décisions correctes auxquelles nous affectons les coûts respectifs C_{11} et C_{00} négatifs (puisque les décisions sont correctes). Alors que, D_{01} et D_{10} sont des décisions erronées auxquelles nous affectons les coûts respectifs C_{01} et C_{10} positifs. Et comme la décision D_{01} est plus néfaste que la décision D_{10} , nous choisissons $C_{01} > C_{10}$.

Le problème de décision est résolu en minimisant le coût moyen $E(C)$ (connu aussi sous le nom de risque moyen), c'est-à-dire le risque sur un grand nombre de tirages successifs et indépendants. Le problème est de nature statistique, car la séquence de réception a un caractère aléatoire à cause du bruit [36]. Le risque moyen R_{moy} , d'une règle de décision est obtenu en prenant la moyenne des risques conditionnels sur toutes les hypothèses possibles.

$$R_{moy} = \sum_{j=0}^1 R_j P(H_j) \tag{2.13}$$

avec

$$R_j = E(C) = \sum_{i=0}^1 C_{ij} P(D_i/H_j) \tag{2.14}$$

La règle de Bayes se résume à :

$$\Lambda(q) = \frac{P_{Q/H_1}(q)}{P_{Q/H_0}(q)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \frac{P_{H_0}(C_{10} - C_{00})}{P_{H_1}(C_{01} - C_{11})} \tag{2.15}$$

où $\Lambda(q)$ est le rapport de vraisemblance.

$p_{Q/H_1}(q)$ est la fonction de densité de probabilité (probability density function, pdf) de la cellule sous test sachant que le signal $s(t)$ est présent (cible présente) et $p_{Q/H_0}(q)$ est la pdf de la cellule sous test sachant que le signal $s(t)$ est absent (cible absente).

P_{H_1} et P_{H_0} sont la probabilité *a priori* que le signal est présent et la probabilité *a priori* que le signal est absent, respectivement.

2.9.2 Critère de Neyman-Pearson

Dans ce critère, l'information demandée est relative seulement à la variance du bruit. Il consiste à rendre la probabilité de détection P_d maximale ou à minimiser la probabilité de non détection P_{miss} , sachant que la probabilité de fausse alarme P_{fa} , est fixée à une valeur α . Pour cela, on construit la fonction objective suivante [1, 28]:

$$J(\tilde{\lambda}) = P_{\text{miss}} + \tilde{\lambda} (P_{\text{fa}} - \alpha) \quad (2.16)$$

où $\tilde{\lambda}$ est le multiplicateur de Lagrange, correspondant au seuil de détection obtenu à partir de la contrainte $P_{\text{fa}} = \alpha$.

La minimisation de $J(\tilde{\lambda})$ conduit à la règle de décision de Neyman-Pearson suivante:

$$\Lambda(q) = \frac{P_{Q/H_1}(q)}{P_{Q/H_0}(q)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tilde{\lambda} \quad (2.17)$$

Les critères de détection de Bayes et de Neyman-Pearson aboutissent donc aux mêmes règles de décisions. Elles sont données, respectivement, par les équations (2.15) et (2.17). En effet, les deux critères se résument à la maximisation de la P_d pour une valeur particulière de la P_{fa} . Cependant, le critère de Neyman-Pearson est plus facile d'emploi du fait qu'il ne fasse appel qu'à la variance de l'environnement (bruit et clutter).

D'après l'équation (2.16), la cellule sous test q est comparée au seuil adaptatif T selon le test statistique suivant:

$$q \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T \quad (2.18)$$

où q est la statistique de cellule sous test et T , le niveau adaptatif du clutter. Dans ce contexte de détection adaptative, les probabilités de détection P_d et de fausse alarme P_{fa} s'écrivent, respectivement:

$$P_d = \text{Prob}(q \geq T/H_1) \quad (2.19)$$

$$P_{\text{fa}} = \text{Prob}(q \geq T/H_0) \quad (2.20)$$

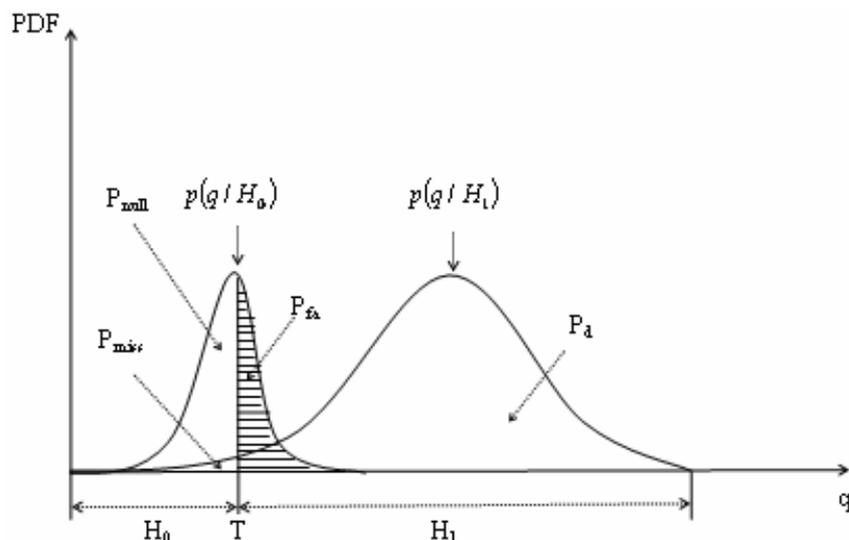


Figure 2.12 Régions de décisions

En utilisant la pdf $P(T)$, de la variable aléatoire T , nous obtenons:

$$P_d = \int_0^{\infty} P(T) \int_T^{\infty} P(q/H_1) dq dT \quad (2.21)$$

$$P_{fa} = \int_0^{\infty} P(T) \int_T^{\infty} P(q/H_0) dq dT \quad (2.22)$$

La figure 2.12 montre, pour une cible Gaussienne baignant dans un clutter Gaussien, les régions de décision par rapport au seuil de détection T . Le glissement de T le long de l'axe des abscisses permet d'avoir différents scénarii de la P_{fa} et de la P_d . P_{null} est la probabilité de détection nulle et P_{miss} la probabilité de non détection [1].

2.10 Conclusion

Nous avons vu, dans la première partie de ce chapitre, que le radar est caractérisé par une équation spécifique à l'environnement dans lequel il fonctionne. La description d'un système radar Doppler à impulsions constitue un exemple de radar à visualisation de cibles mobiles (MTI). Ce type de radar est basé sur la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions brèves et puissantes. Ensuite, nous avons vu dans la deuxième partie, que la détection adaptative CFAR constitue l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes. Afin qu'il n'y ait aucune confusion possible, les modèles de clutter et de cibles utilisés doivent être rigoureusement répertoriés. Le choix du critère de performance est quant à lui déterminant pour le calcul des probabilités de détection et de fausse alarme.

Chapitre 3

Rappels sur quelques lois de distributions

Résumé

Dans ce chapitre, nous rappelons les lois de distributions qui peuvent survenir dans les systèmes radar de détection automatique. Nous mettrons l'accent sur celles que nous avons utilisées dans notre travail de recherche. Nous définissons donc leurs fonctions de densité de probabilité, fonctions de répartition, moments d'ordre n et quelques autres propriétés statistiques.

- 3.1 Introduction**
- 3.2 Distributions de type Location-Scale**
- 3.3 Distribution uniforme**
- 3.4 Distribution Gaussienne (Normal)**
- 3.5 Distribution lognormal**
- 3.6 Distribution Rayleigh**
- 3.7 Distribution Weibull**
- 3.8 Distribution Gumbel**
- 3.9 Conclusion**

3.1 Introduction

Dans les premiers systèmes radar de détection automatique de cibles, la résolution était relativement basse et la distribution Gaussienne s'adaptait bien à ce type de radars. Cependant, les exigences inhérentes aux radars haute résolution ont montré que l'hypothèse d'un environnement Gaussien donnait lieu à une augmentation intolérable du taux de fausses alarmes. Il a donc été prouvé que les statistiques du bruit n'étaient, désormais, plus Gaussiennes. Des études ont montré que les distributions les plus adaptées sont de nature biparamétrique, telles que les distributions Log-normal, Weibull et K. Ces lois de distributions non Gaussiennes sont utilisées pour modéliser le clutter de mer et de terre [19, 22-23, 37]. D'autre part, comme nous avons considéré le cas des détecteurs mono-impulsion, les cibles sont de types Swerling I et II et par conséquent, modélisées par une loi Rayleigh. Les distributions de variables aléatoires continues possèdent plusieurs propriétés statistiques qui peuvent être exploitées dans divers domaines [28]. Dans ce qui suit, nous rappelons uniquement celles que nous estimons utiles à nos travaux de recherche.

3.2 Les distributions de type Location-Scale (LS)

Dans la théorie des probabilités statistiques, une variable aléatoire $X \geq 0$ est dite pour être de type position-échelle (Location-Scale, LS) si sa distribution est membre de la famille des distributions [38]:

$$F_X(x, a, b) = F_{X_0}\left(\frac{x-a}{b}\right) \quad (3.1)$$

où $a \in \mathbb{R}$ est dit paramètre de position (location parameter) et $b \in \mathbb{R}^+$ est dit paramètre d'échelle (scale parameter). $F_{X_0}(\cdot)$ est la distribution de la variable standardisée X_0 pour laquelle a est égal à 0 et b est égal à un. Comme les distributions log-normal, Weibull, et K ne sont pas membres de la famille LS, nous supposons donc qu'il existe un amplificateur logarithmique dans la chaîne de réception pour transformer les distributions log-normal, Weibull et K en distributions Normal, Gumbel et Log-K, respectivement.

3.3 Distribution uniforme(Uniform)

Une variable aléatoire continue X est dite uniformément distribuée sur l'intervalle $[a; b] \subset \mathbb{R}$, $a < b$, si sa fonction de densité de probabilité (pdf), figure 3.1, est donnée par [28,39]:

$$f_X(x) = \frac{1}{b-a} \quad \text{avec} \quad a \leq x \leq b \quad (3.2)$$

Fonction de répartition

La fonction de répartition, aussi appelée fonction de distribution ou fonction de densité cumulative (cumulative density function, cdf) de X , figure 3.2, est définie par trois segments de droites:

$$F_X(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f_X(u) du = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x - a}{b - a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & x \geq b \end{cases} \quad (3.3)$$

Moments d'ordre n

Par définition, la fonction qui donne les moments d'ordre n est donnée par :

$$\mu_n = E[X^n] = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n f_X(x) dx \quad (3.4)$$

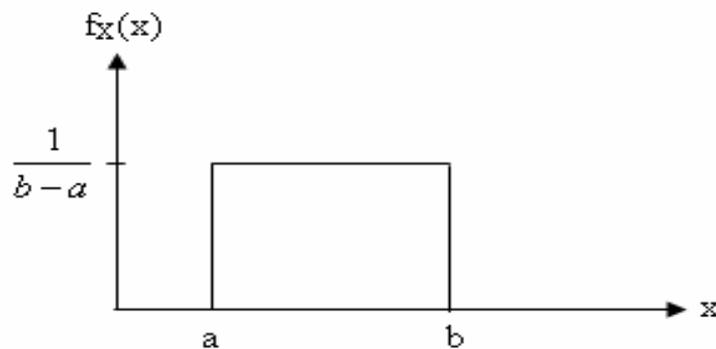


Figure 3.1 Fonction de densité de probabilité de la loi uniforme

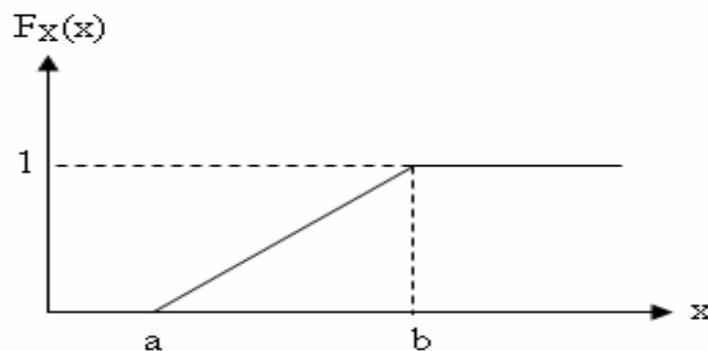


Figure 3.2 Fonction de répartition de la loi uniforme

Alors, il est possible de montrer que pour une loi uniforme, nous avons :

$$\mu_n = E(X^n) = \frac{b^{n+1} - a^{n+1}}{(n+1)(b-a)} \quad (3.5)$$

Ce qui donne une moyenne (n=1):

$$E(X) = \frac{1}{2}(a+b) \quad (3.6)$$

Une puissance moyenne (n=2):

$$E(X^2) = \frac{b^3 - a^3}{3(b-a)} \quad (3.7)$$

Et donc une variance:

$$\begin{aligned} \sigma_X^2 = \text{Var}(X) &= E[X^2] - E^2[X] \\ &= \frac{1}{12}(b-a)^2 \end{aligned} \quad (3.8)$$

Notons que sous *Matlab*, une variable aléatoire uniforme peut être générée par la commande `unifrnd(a,b)` et est initialisée par la commande `rand('state',0)`.

3.4 Distribution Gaussienne (Normal)

La distribution normal, souvent appelée distribution Gaussienne, est une famille importante de distributions de probabilité de variables aléatoires continues. Par définition, une variable aléatoire

X suit une loi Gaussienne, notée $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, quand sa fonction de densité de probabilité, figure

3.3, s'écrit, $\forall X \in \mathbb{R}$ [28,39]:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad -\infty < \mu < \infty \quad \text{et} \quad \sigma > 0 \quad (3.9)$$

μ et σ sont, respectivement, la moyenne et l'écart type de X . μ représente le paramètre de position (location parameter), et σ représente le paramètre d'échelle (scale parameter).

La pdf normal passe par son maximum pour $x = \mu$. Elle a ses points d'inflexion en $\mu + \sigma$ et $\mu - \sigma$.

Quand $\mu = 0$ et $\sigma^2 = 1$, $N(0,1)$ est appelée loi normale standard.

Fonction de répartition

La fonction de répartition correspondante, figure 3.4, est donnée en terme de la fonction d'erreur par:

$$F_X(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{x - \mu}{\sigma\sqrt{2}}\right) \tag{3.10}$$

$\operatorname{erf}(\cdot)$ représente la fonction d'erreur, elle est définie comme suit:

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-u^2} du \tag{3.11}$$

Moments d'ordre n

$$E(X^n) = n! \sum_{k=0}^{\lfloor n/2 \rfloor} \frac{\mu^{n-2k} \sigma^{2k}}{2^k k! (n-2k)!} \tag{3.12}$$

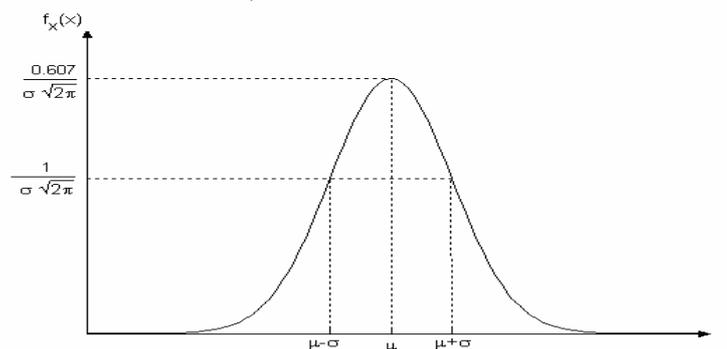


Figure 3.3 Fonction de densité de probabilité de la loi Gaussienne

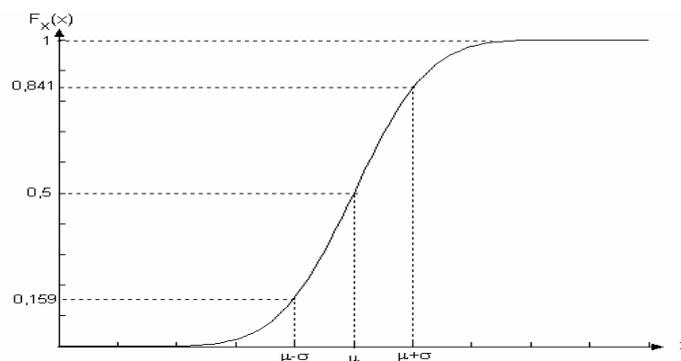


Figure 3.4 Fonction de répartition de la loi Gaussienne

$$K = \begin{cases} \frac{n}{2} & \text{pour } n \text{ pair} \\ \frac{n-1}{2} & \text{pour } n \text{ impair} \end{cases} \quad (3.13)$$

Ce qui donne une moyenne (n=1):

$$E(X) = \mu \quad (3.14)$$

Une puissance moyenne (n=2):

$$E(X) = \mu^2 + \sigma^2 \quad (3.15)$$

Et donc une variance:

$$\text{Var}(X) = \sigma^2 \quad (3.16)$$

Notons que sous Matlab, nous générons une variable aléatoire normale par la commande `normrnd(μ,σ)`, où μ représente le paramètre d'emplacement et σ le paramètre d'échelle. Cette commande peut être initialisée par la commande `randn('state',0)`.

3.5 Distribution lognormal

La distribution lognormal a été développée dans le but d'être appliquée dans une grande variété de situations réelles de clutter de mer et de terre à faible angle d'incidence (low grazing angle) et dans les radars à haute résolution. C'est une loi de distribution dont le logarithme est normalement distribué. Par définition, une variable aléatoire X suit une loi lognormal, notée $X \sim \text{Ln}(\mu, \sigma^2)$, quand sa densité de probabilité biparamétrique, figure 3.5, s'écrit, $\forall X \in \mathbb{R}_+^*$ [23, 28, 39]:

$$f_X(x) = \frac{1}{x \sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma}\right)^2\right] \quad \sigma \geq 0 \text{ et } -\infty < \mu < +\infty \quad (3.17)$$

μ , la moyenne de $\ln x$, représente le paramètre d'échelle et σ , l'écart type de $\ln x$, est connu sous le nom de paramètre de forme [37]. Le fait d'augmenter la valeur de μ en maintenant celle de σ constante a pour effet d'aplatir la pdf et de l'étirer à droite, en conservant sa forme. Tandis que le paramètre de forme σ , comme son nom l'indique, définit la forme de la distribution. Le paramètre $\rho = e^{\sigma^2/2}$, représente le rapport moyenne-à-médiane, peut être utilisé pour représenter la

forme. Les investigations sur les données réelles de clutter ont donné des valeurs de ρ variant de 1.065 à 1.93. Par conséquent, σ varie dans la plage 0.355 à 1.147 [23].

Fonction de répartition

La fonction de répartition de X, figure 3.6, est représentée par:

$$F_X(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left[\frac{\ln x - \mu}{\sigma\sqrt{2}} \right] \tag{3.18}$$

Moments d'ordre n

$$E[X^n] = \exp \left[n\mu + \frac{n^2}{2} \sigma^2 \right] \tag{3.19}$$

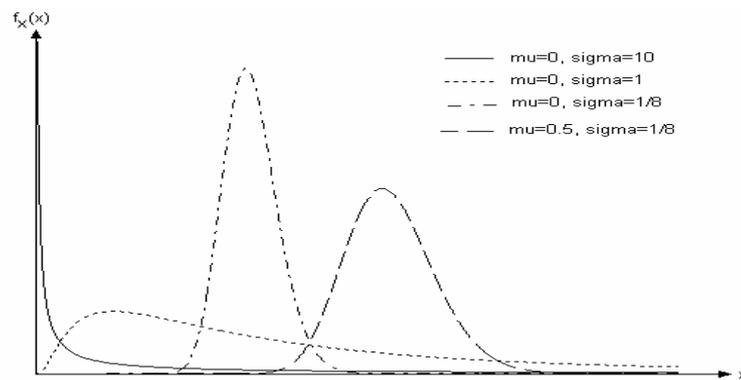


Figure 3.5 Fonction de densité de probabilité de la loi lognormal

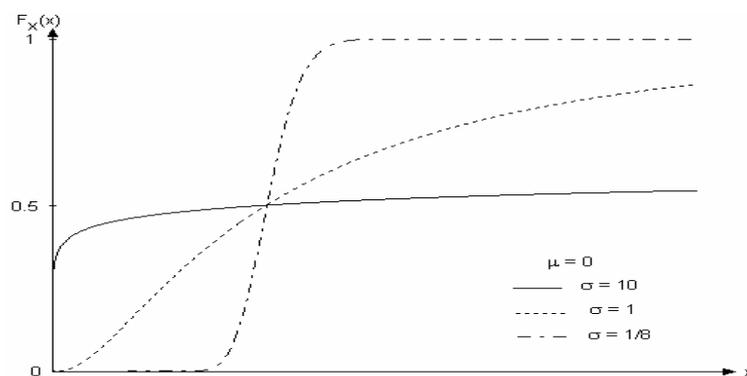


Figure 3.6 Fonction de répartition de la loi lognormal

Ce qui donne une moyenne (n=1):

$$E[X] = \exp\left[\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right] \quad (3.20)$$

Une puissance moyenne (n=2):

$$E[X^2] = \exp\left[2\left(\mu + \sigma^2\right)\right] \quad (3.21)$$

Et donc une variance:

$$\text{Var}[X] = \exp\left(2\mu + \sigma^2\right)\left(\exp(\sigma^2) - 1\right) \quad (3.22)$$

Lien entre la loi lognormal et la loi Normal

Si la variable aléatoire Y suit une loi lognormal, notée $Y \sim \text{Ln}(\mu, \sigma^2)$, alors la variable aléatoire $X = \text{Ln}(Y)$ suit une loi normal, notée $X \sim \text{N}(\mu, \sigma^2)$, (Ln étant le logarithme Népérien).

Notons que sous *Matlab*, nous générons une variable aléatoire lognormal par la commande `lognrnd(μ, σ)`, où μ est le paramètre d'échelle et σ , le paramètre de forme. Cette commande peut être remise à zéro par la commande `randn('state', 0)`.

3.6 Distribution Rayleigh

La distribution Rayleigh, qui est fréquemment utilisée pour modéliser les statistiques des signaux, trouve son application dans beaucoup de problèmes de communications et de radar.

La distribution Rayleigh, de paramètre σ , est caractérisée par la densité de probabilité, figure 3.7, $\forall X \in \mathbb{R}^+$, suivante [28,39]:

$$f_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3.23)$$

Fonction de répartition

La fonction de répartition de X , figure 3.8, est représentée par :

$$F_X(x) = 1 - \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3.24)$$

Moments d'ordre n

$$\mu_n = E[X^n] = (\sqrt{2} \sigma)^n \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right) \quad (3.25)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma donnée par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx, \quad \alpha > 0 \quad (3.26)$$

L'intégrale impropre ci-dessus converge pour $\alpha > 0$. En intégrant par parties pour $u = x^{\alpha-1}$ et $dv = e^{-x} dx$, nous obtenons:

$$\Gamma(\alpha) = (\alpha - 1) \Gamma(\alpha - 1) \quad (3.27)$$

En continuant de cette manière pour des valeurs entières de α , nous obtenons:

$$\Gamma(n) = (n - 1)! \quad (3.28)$$

En particulier, nous avons:

$$\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi} \quad \text{et} \quad \Gamma(1) = \Gamma(2) = 1 \quad (3.29)$$

Nous pouvons déduire la moyenne d'une telle distribution de l'équation (3.24) avec ($n=1$):

$$E(X) = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \quad (3.30)$$

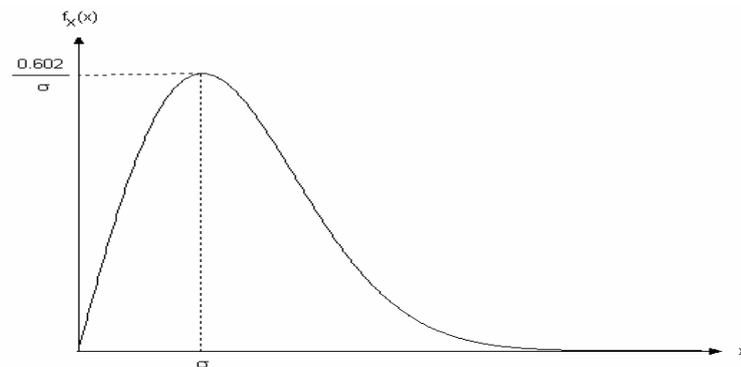


Figure 3.7 Fonction de densité de probabilité de la loi Rayleigh

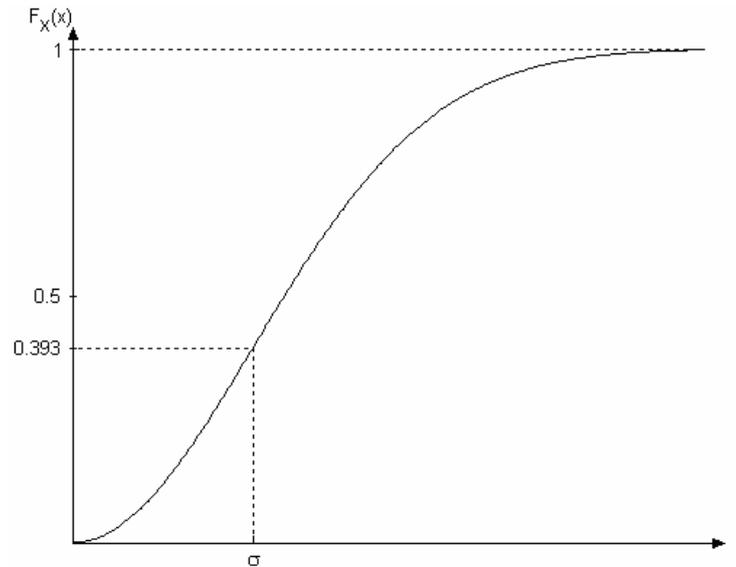


Figure 3.8 Fonction de répartition de la loi Rayleigh

Une puissance moyenne ($n=2$):

$$E(X^2) = 2\sigma^2 \quad (3.31)$$

Et donc une variance:

$$\text{Var}(X) = \sigma^2 \left[2 - \frac{\pi}{2} \right] \quad (3.32)$$

Notons que sous *Matlab*, nous générons une variable aléatoire Rayleigh par la commande `raylrnd(σ)`, avec $\sigma = \sqrt{E(x^2)/2}$, et l'initialisons par la commande `randn('state',0)`

Lien entre la loi Rayleigh et autres lois

La loi Rayleigh peut être déduite de la loi normal $N(0, \sigma^2)$. Si $X_1 \sim N(0, \sigma^2)$ et $X_2 \sim N(0, \sigma^2)$ sont deux variables aléatoires indépendantes, alors $X = \sqrt{X_1^2 + X_2^2}$ est une variable aléatoire qui suit une loi Rayleigh de paramètre σ , et donc X^2 suit une loi Exponentielle de paramètre $2\sigma^2$.

3.7 Distribution Weibull

Une variable aléatoire X est dite pour être Weibull distribuée, figure 3.9, si sa densité de probabilité à deux paramètres α et β , notée $W(\alpha, \beta)$, est définie sur \mathbb{R}^+ par [39]:

$$f_X(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right], \quad \alpha > 0 \text{ et } \beta > 0 \quad (3.33)$$

α représente le paramètre d'échelle et β le paramètre de forme de la distribution Weibull. Enfin, la distribution Weibull d'un seul paramètre est obtenue lorsque $\alpha=1$. Elle est alors appelée distribution Weibull standard. Sa pdf se résume donc à :

$$f_X(x) = \beta x^{\beta-1} \exp(-x^\beta) \quad (3.34)$$

Fonction de répartition

La fonction de répartition de X, figure 3.10, est représentée par :

$$F_X(x) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (3.35)$$

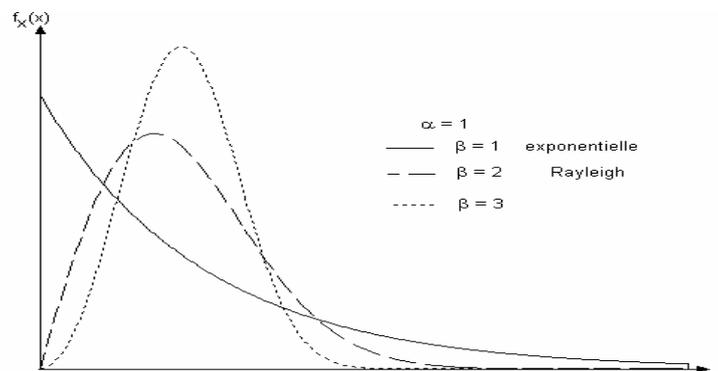


Figure 3.9 Fonction de densité de probabilité de la loi Weibull

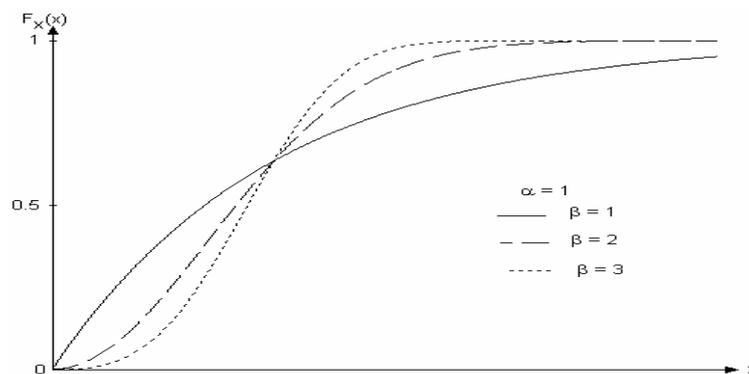


Figure 3.10 Fonction de répartition de la loi Weibull

Moments d'ordre n

$$\mu_n = E[X^n] = \alpha^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{\beta}\right) \quad (3.36)$$

Ce qui donne une moyenne (n=1)

$$E[X] = \alpha \Gamma\left[\frac{1}{\beta} + 1\right] \quad (3.37)$$

Une puissance moyenne (n=2)

$$E[X^2] = \alpha^2 \Gamma\left[\frac{2}{\beta} + 1\right] \quad (3.38)$$

Et donc une variance

$$\text{Var}(X) = \alpha^2 \left[\Gamma\left(1 + \frac{2}{\beta}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \right] \quad (3.39)$$

Notons que sous *Matlab*, nous générons une variable aléatoire Weibull par la commande `weibrnd($\alpha^{-\beta}$, β)`, où α est le paramètre d'échelle et β , le paramètre de forme. Nous pouvons l'initialiser par la commande `rand('state',0)`.

Lien entre la loi Weibull et autres lois

Pour $\beta=1$, la loi Weibull se réduit à une loi Exponentielle donnée par:

$$f_X(x) = \frac{1}{\alpha} \exp\left[-\frac{x}{\alpha}\right] \quad (3.40)$$

Pour $\beta=2$, la loi Weibull se réduit à une loi Rayleigh donnée par:

$$f_X(x) = \frac{2x}{\alpha^2} \exp\left[-\frac{x^2}{\alpha^2}\right] \quad (3.41)$$

3.8 Distribution Gumbel

En théorie des probabilités, la loi de Gumbel, notée $G(\mu, \sigma)$, est une distribution de probabilité continue. Sa densité de probabilité, figure 3.11, est définie sur \mathbb{R} par [22]:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma} \exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right) \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right) \quad -\infty < \mu < \infty, \quad \sigma > 0 \quad (3.42)$$

μ représente le paramètre de position et σ , le paramètre d'échelle. La loi standard de Gumbel est obtenue pour $\mu = 0$ et $\sigma = 1$, $G(0, 1)$.

Fonction de répartition

La fonction de répartition de X , figure 3.12, est représentée par:

$$F(x) = \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right) \quad (3.43)$$

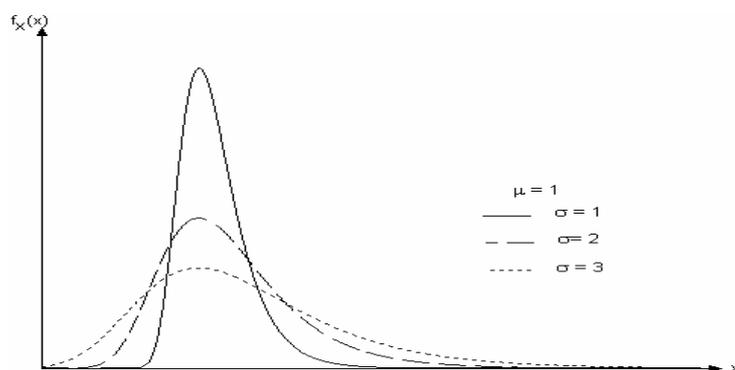


Figure 3.11 Fonction de densité de probabilité de la loi Gumbel

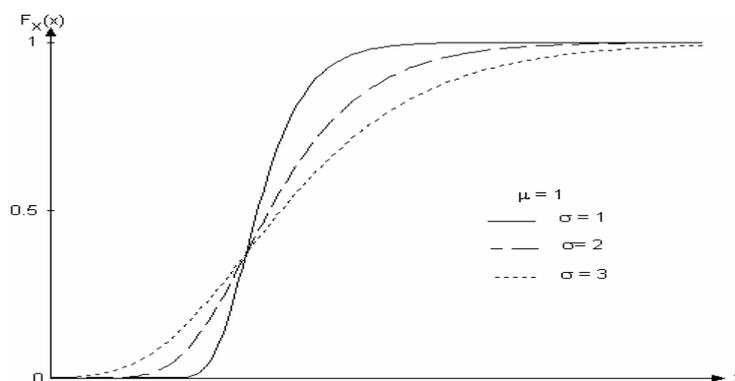


Figure 3.12: Fonction de répartition de la loi Gumbel

La moyenne de la distribution Gumbel est donnée par:

$$E(X) = \mu - \sigma \gamma \quad (3.44)$$

où γ est la constante d'Euler (approximée par 0.5772)

La variance est donnée par:

$$\text{Var}(X) = \frac{\pi^2}{6} \sigma^2 \quad (3.45)$$

Lien entre la loi Gumbel et la loi Weibull

Si la variable aléatoire Y suit une loi Weibull, notée $Y \sim W(\alpha, \beta)$, alors la variable aléatoire $X = \text{Ln}(Y)$ suit une loi Gumbel (aussi appelée loi Log-Weibull ou valeur extrême), notée $X \sim G(\mu, \sigma)$, (Ln étant le logarithme Népérien). Sachant que la relation entre les paramètres α et β de la loi Weibull et μ et σ de la loi Gumbel est $\sigma = \beta^{-1}$ et $\mu = \text{Ln} \alpha$.

Enfin, notons que pour générer une variable aléatoire Gumbel, nous utilisons sous *Matlab* la commande `log(weibrnd($\alpha^{-\beta}$, β))`. Nous pouvons l'initialiser par la commande `rand('state', 0)`.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini, quelques distributions continues importantes qui surviennent dans beaucoup d'applications radar et systèmes de communications. Nous avons commencé à décrire les fonctions de densité de probabilité (pdf) des variables aléatoires, puis leurs fonctions de répartition (cdf), et les caractéristiques statiques les plus utiliser dans notre travail. Nous avons donné quelques liens possibles qui peuvent exister entre elles.

Chapitre 4

Analyse des détecteurs F/B-ACOSD-CFAR et F/B-ACCAD-CFAR dans des clutter lognormal et Weibull

Résumé

Dans ce chapitre, nous avons analysé les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre et leurs algorithmes respectifs de censure automatique F/B-ACCAD-CFAR et F/B-ACOSD-CFAR. Le but étant de comparer leurs performances et robustesses dans des clutter log-normal et Weibull. Pour cela, nous montrons, d'une part, que la sélection de bons estimateurs pour les détecteurs de type ACCAD-CFAR est déterminante et d'autre part, le choix des seuils adaptatifs, pour tous les détecteurs, est décisif pour la détection.

4.1 Introduction

4.2 Analyse des détecteurs F/B-ACOSD

4.3 Analyse des détecteurs F/B-ACCAD

4.4 Conclusion

4.1 Introduction

Il est maintenant admis, dans la littérature radar, que l'environnement est souvent inhomogène. Le signal échoïque est un mélange de signaux provenant de plusieurs sources telles que les cibles primaires et secondaires, bruit thermique et clutter. Nous avons vu dans le chapitre précédent que le clutter peut être de type log-normal, Weibull ou K (cf. Tableau 2.1). Dans ce qui suit, nous nous intéresserons aux distributions log-normal et Weibull pour modéliser l'environnement dans lequel nous allons effectuer la détection d'une cible avec un taux de fausses alarmes constant. Il est important de savoir que le nombre des interférences et la transition du clutter dans les cellules de référence entourant la cellule sous test ne sont pas connues a priori. Ceci est pour éviter l'utilisation de détecteurs à points de censures fixes qui sont généralement indésirables dans ce cas d'application radar. Le principal objectif de ce chapitre est de montrer comment se fait la détection automatique de cibles sans aucune information préalable des paramètres de forme et d'échelle du clutter et du nombre de cibles interférentes.

La technique de la censure automatique est utilisée pour améliorer les performances des détecteurs CFAR opérant dans des environnements hétérogènes. Celle-ci élimine automatiquement toutes les interférences situées dans les cellules de références sans aucune connaissance a priori de leur nombre. La censure de ces cellules est effectuée à partir d'un rang, appelé point de censure. Ce rang est déterminé par l'algorithme de censure utilisé. Les deux types d'algorithmes de censure automatique considérés sont ceux qu'utilisent les détecteurs CFAR 'Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistic Detector' (F/B-ACOSD-CFAR) et 'Forward/Backward Automatic Censoring Cell Averaging' (F/B-ACCAD-CFAR), ou pour alléger l'écriture F/B-ACOSD et F/B-ACCAD. Ces détecteurs utilisent deux étapes distinctes, à savoir : la censure des cellules de référence qui contiennent les interférences puis la détection des cibles primaires. Les deux étapes sont réalisées dynamiquement en utilisant un ensemble convenable de cellules classifiées dans un ordre croissant pour estimer le niveau inconnu de clutter [16,17]. Les détecteurs F/B-ACOSD utilisent le seuil adaptatif de Weber Haykin [20], aussi bien pour la censure automatique des cibles secondaires que pour la détection des cibles primaires. Il est important de remarquer que ce type de détecteurs ne nécessite pas d'estimation des paramètres du clutter log-normal et Weibull. Cependant, les détecteurs F/B-ACCAD doivent inéluctablement estimer les paramètres. Comme, il est difficile d'estimer les paramètres par les méthodes conventionnelles; notamment celle du maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood Estimator, MLE), nous préconisons l'utilisation d'un amplificateur logarithmique. L'avantage principal d'utiliser une transformation logarithmique est d'appliquer les techniques connus pour les distributions de type Location-Scale, et donc obtenir des nouveaux paramètres (position et échelle) admettent des estimateurs équivariants, c.-à-d., on peut former un seuil adaptatif qui assure une probabilité de fausse alarme constante, et donc la propriété CFAR est garantie pour n'importe quelle valeur des

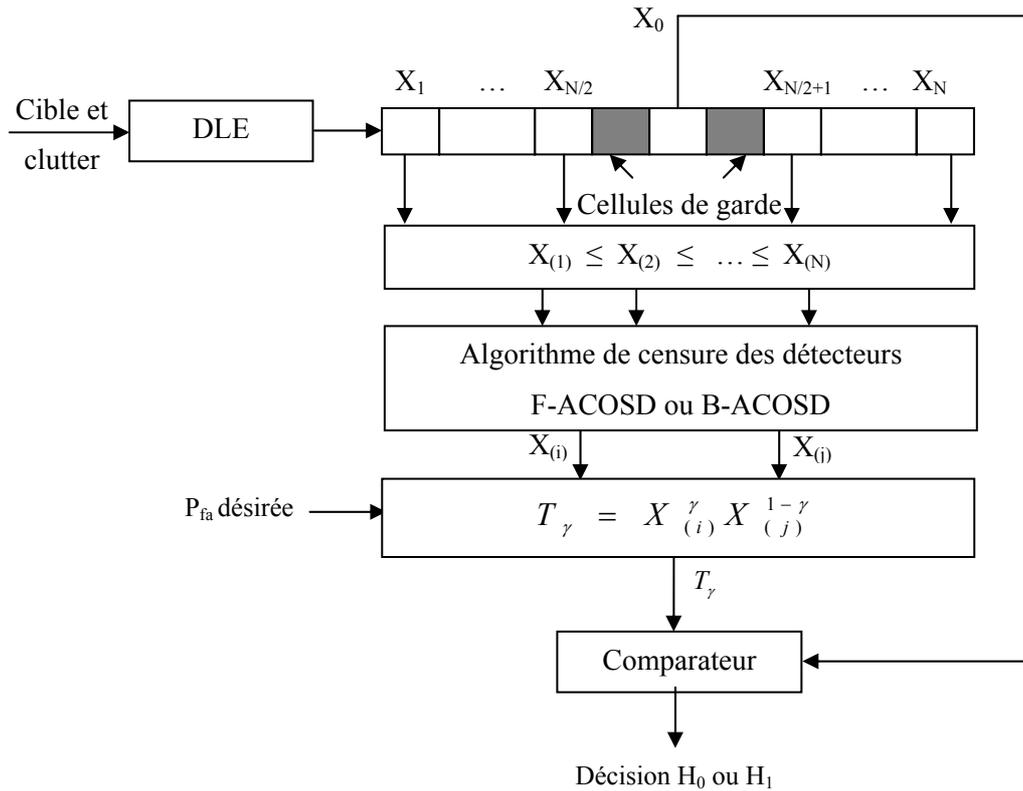


Figure 4.1 Structure générale des détecteurs F/B-ACOSD

paramètres de position et d'échelle. Sachant que le logarithme peut être dans n'importe quelle base, avec le logarithme naturel est le plus utilisé [22,23].

4.2 Analyse des détecteurs F/B-ACOSD

La structure générale de ce type de détecteurs, figure 4.1, est telle que les sorties X_i du détecteur linéaire d'enveloppe (DLE), sont envoyées de façon sérielle vers une ligne à retard de longueur $N+1$, $\{X_i : i=0, \dots, N\}$. X_0 représente la cellule sous test supposée contenir la cible, tandis que les X_i , $i=1, \dots, N$, correspondent à un nombre pair N de cellules dites de référence. Celles-ci entourent la cellule sous test et permettent donc d'estimer le niveau de clutter, i.e, le seuil adaptatif. Nous supposons que les échantillons sont indépendants et identiquement distribués (IID) et générés à partir d'une pdf lognormal (Weibull). La cellule sous test est alors comparée au seuil adaptatif pour décider de la présence ou de l'absence de la cible. Le détecteur linéaire d'enveloppe de la figure 4.1 est en fait celui représenté en figure 4.2, avec I_i et Q_i appelées, respectivement, composantes en phase et en quadrature de phase de la $i^{\text{ème}}$ cellule de référence, $i=1, 2, \dots, N$. Nous utilisons ce type de détecteur pour éliminer le déphasage qui peut avoir lieu entre le signal reçu et le signal émis. Le seuil adaptatif de Weber-Haykin est donné par [20] :

$$T_\gamma = X_{(i)}^\gamma X_{(j)}^{1-\gamma} \tag{4.1}$$

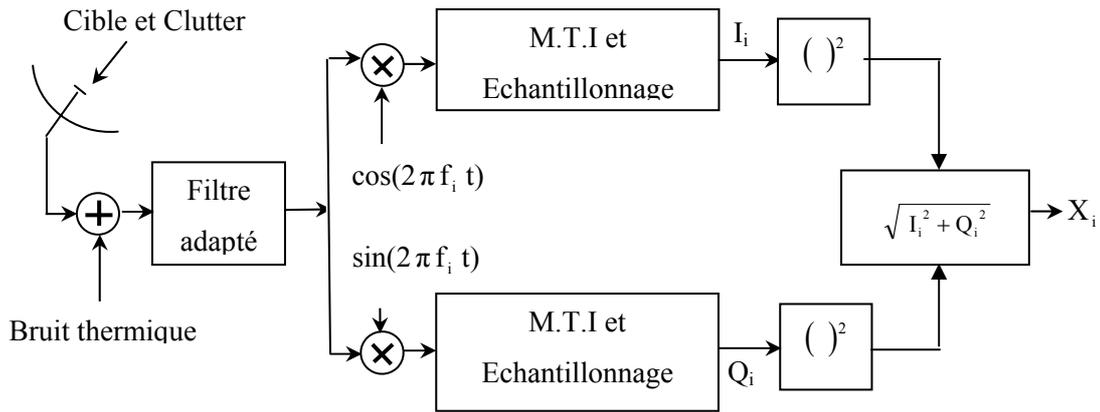


Figure 4.2 Détecteur linéaire d'enveloppe

Les indices i et j correspondent au plus petit et au plus grand échantillons, après censure, respectivement. La figure 4.3, résume tous les environnements qui peuvent être rencontrés en pratique. Notons que plus i se rapproche de j , plus les pertes CFAR augmentent. N désigne le nombre total de cellules de référence, l , le nombre de celles qui sont noyées dans le clutter et k , le nombre des interférences. En milieu Weibull homogène, Weber et Haykin ont démontré [20] que le détecteur qui utilise le seuil donné par l'équation (4.1) conduit à une P_{fa} indépendante des paramètres de forme et d'échelle de la distribution Weibull. Toujours, en milieu homogène, mais cette fois-ci lognormal, El Hussayni [40] a démontré que ce même détecteur conduit à une P_{fa} indépendante des paramètres de forme et d'échelle de la distribution log-normal. Par conséquent, les détecteurs F/B-ACOSD sont CFAR. Pour une P_{fa} de consigne donnée, le paramètre γ est calculé de façon à maintenir un taux de fausses alarmes constant. Comme nous nous intéressons à la présence des interférences, l'objectif principal des algorithmes de la censure automatique dans les détecteurs, F-ACOSD et B-ACOSD est la meilleure estimation de valeur de k . Une fois k connu, la sortie de la cellule sous test X_0 est alors comparée au seuil adaptatif T_γ , selon le test statistique suivant :

$$\begin{array}{r}
 H_1 \\
 X_0 > T_\gamma \\
 H_0 \\
 X_0 < T_\gamma
 \end{array} \quad (4.2)$$

Dans la suite de ce document, nous supposons que toutes les cibles sont noyées dans un clutter log-normal (Weibull) homogène et que l'effet du bruit thermique est négligeable devant celui du clutter.

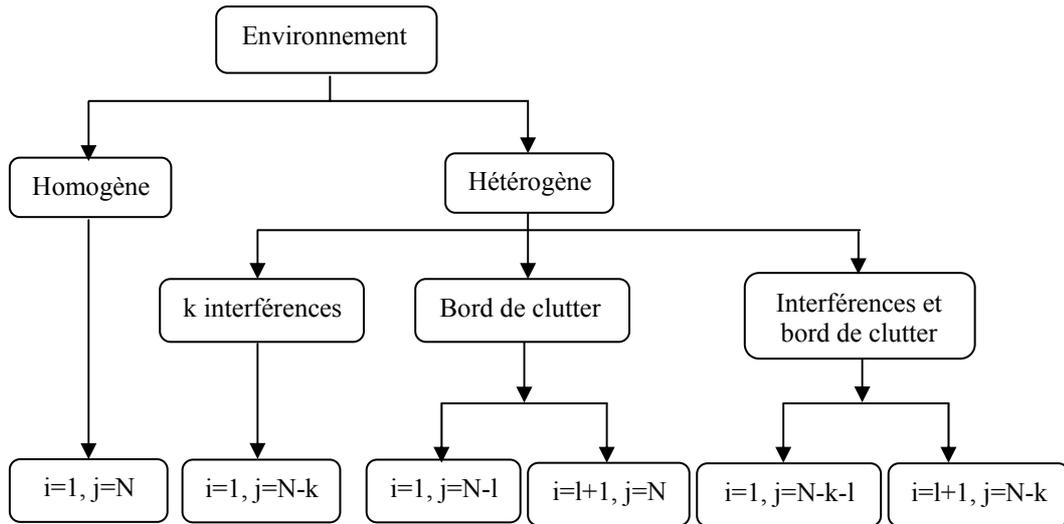


Figure 4.3 Différents types d'environnements

4.2.1 Analyse du détecteur F-ACOSD

La figure 4.4 illustre le schéma fonctionnel d'un tel détecteur. La procédure de censure commence d'abord par classer en ordre croissant les échantillons dans les cellules de référence comme suit :

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(N)} \tag{4.3}$$

Puis, pour estimer le nombre des cibles interférentes pouvant exister dans les cellules de référence, l'algorithme de la censure automatique compare l'échantillon $X_{(p+k+1)}$, $k=0, \dots, N-p-1$, avec le seuil adaptatif T_{α_k} . La décision est prise selon le test statistique suivant :

$$\begin{array}{ccc}
 & \text{nhH} & \\
 X_{(p+k+1)} & > & T_{\alpha_k} \\
 & \text{hH} & \\
 & < &
 \end{array} \tag{4.4}$$

où
$$T_{\alpha_k} = X_{(1)}^{\alpha_k} X_{(p+k)}^{1-\alpha_k} \tag{4.5}$$

α_k est une constante choisie pour atteindre une probabilité de fausse censure désirée, P_{fc} et $X_{(p)}$ est le $p^{\text{ème}}$ plus grand échantillon. Le paramètre p doit être sélectionné de manière à garantir une bonne performance du détecteur F-ACOSD aussi bien pour un environnement homogène que non homogène. Plus précisément, p devrait être choisi aussi grand que possible pour améliorer la détection. En revanche, il devrait être aussi petit que possible pour éviter que $X_{(p)}$ soit un échantillon de clutter plus interférence. D'après [14,17], les valeurs de $p > N/2$ donnent une détection satisfaisante.

L'hypothèse nhH représente le cas d'un environnement non homogène. Autrement dit, les échantillons $X_{(p+k+1)}$ et $X_{(p+k+2)}, X_{(p+k+3)}, \dots, X_{(N)}$ correspondent à un background clutter plus interférences. Quant à l'hypothèse hH , elle représente le cas d'un environnement homogène. Autrement dit, $X_{(p+k+1)}$ est un échantillon issu d'un background clutter uniquement. Les tests successifs, qui débutent par l'étape $k=0$, i.e., par le $(p+1)^{ème}$ plus grand échantillon, sont répétés aussi longtemps que l'hypothèse hH est valide. L'algorithme s'arrête dès lors que la cellule de référence sous test est déclarée appartenir à un background non homogène ou dans le cas extrême, quand tous les $N-p$ plus grands échantillons sont testés, i.e., $k=N-p$.

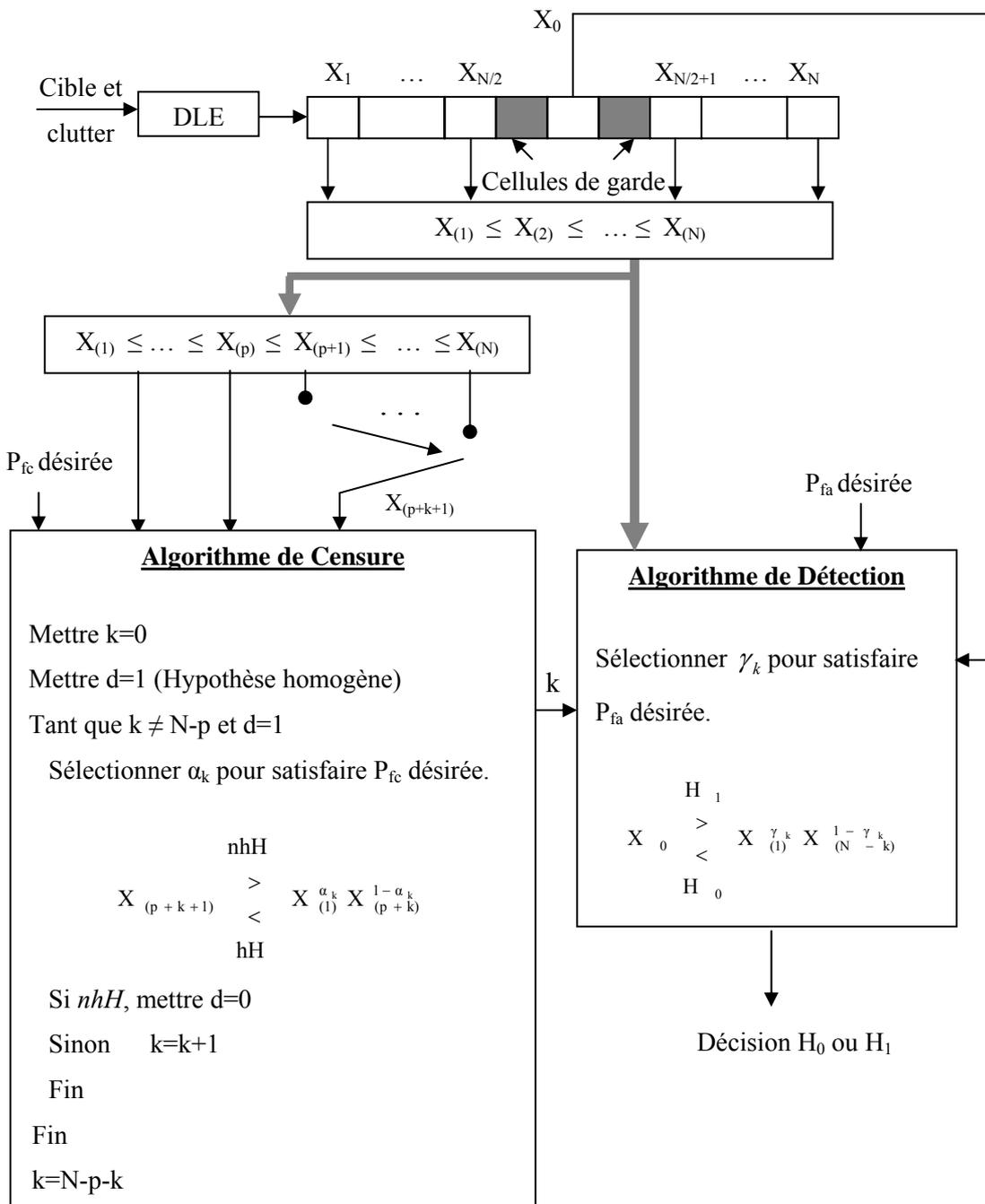


Figure 4.4 Schéma fonctionnel de l'algorithme F-ACOSD

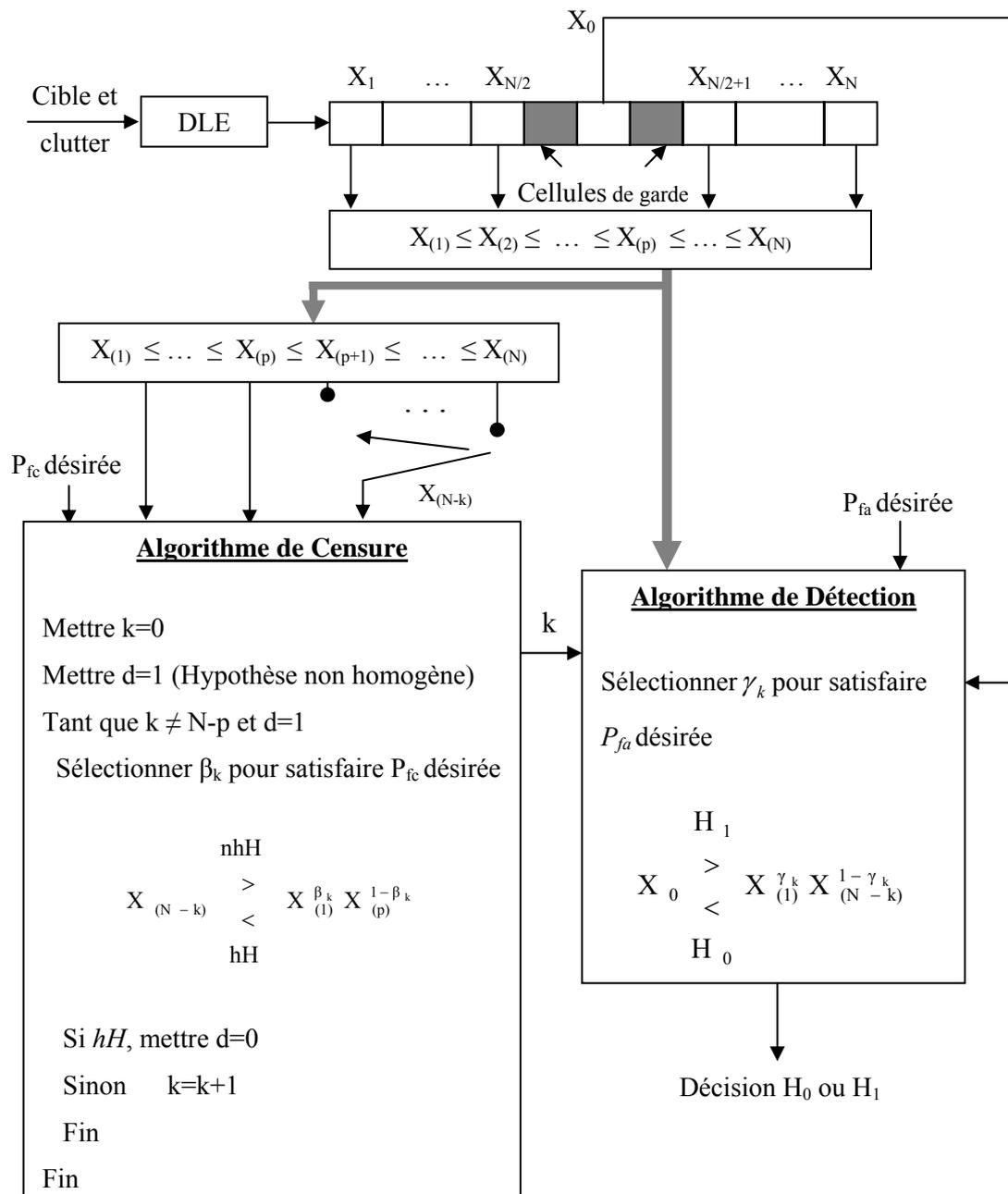


Figure 4.5 Schéma fonctionnel de l'algorithme B-ACOSD

4.2.2 Analyse du détecteur B-ACOSD

L'algorithme de la censure automatique associé à ce détecteur, figure 4.5, compare l'échantillon ordonné $X_{(N-k)}$, $k=0, \dots, N-p-1$ avec le seuil adaptatif T_{β_k} . La décision est prise selon le test statistique suivant :

$$X_{(N-k)} \begin{matrix} \text{nhH} \\ > \\ < \\ \text{hH} \end{matrix} T_{\beta_k} \quad (4.6)$$

où

$$T_{\beta_k} = X_{(1)}^{\beta_k} X_{(p)}^{1-\beta_k} \quad (4.7)$$

β_k est une constante choisie pour atteindre une probabilité de fausse censure désirée, P_{fc} . L'hypothèse nhH représente le cas d'un environnement non homogène. Autrement dit, les échantillons $X_{(N-k)}$, et $X_{(N-k+1)}$, $X_{(N-k+2)}, \dots, X_{(N)}$ correspondent à un background clutter plus interférences. Alors que l'hypothèse hH , représente le cas d'un environnement homogène. Autrement dit, l'échantillon $X_{(N-k)}$ est issu d'un background clutter uniquement. Les tests successifs, qui débutent par l'étape $k=0$, i.e., par le $N^{\text{ème}}$ plus grand échantillon, sont répétés aussi longtemps que l'hypothèse nhH est valide. L'algorithme s'arrête dès lors que la cellule de référence sous test est déclarée appartenir à un background homogène ou dans le cas extrême, quand tous les $N-p$ plus grands échantillons sont testés, i.e., $k=N-p$.

4.2.3 Sélection des seuils adaptatifs de censure automatique

D'après les figures 4.4 et 4.5, il est évident que la sélection des seuils est un élément clé dans la mise en œuvre des algorithmes précédents. En fait, les seuils α_k et β_k sont sélectionnés de manière à ce qu'une faible probabilité d'erreur de test, e_k , soit obtenue dans un environnement homogène.

Pour le détecteur F-ACOSD, e_k est définie pour chaque valeur de $k=0, \dots, N-p-1$, comme suit :

$$e_k = \text{Prob}(X_{(p+k+1)} > X_{(1)}^{\alpha_k} X_{(p+k)}^{1-\alpha_k} / hH) \quad (4.8)$$

Par ailleurs, pour le détecteur B-ACOSD, e_k est définie par :

$$e_k = \text{Prob}(X_{(N-k)} > X_{(1)}^{\beta_k} X_{(p)}^{1-\beta_k} / hH) \quad (4.9)$$

Comme des expressions analytiques des pdfs de T_{α_k} et T_{β_k} sont difficiles à obtenir [20,40], les e_k ont été obtenues en ayant recours aux simulations de Monte Carlo. Sachant que les paramètres α_k et β_k sont sélectionnés de façon à ce qu'une petite P_{fc} soit maintenue à chaque étape. D'où, les valeurs de α_k et β_k sont déterminés en posant :

$$e_0 = e_1 = \dots = e_{N-p-1} = P_{fc} \text{ de consigne ou désirée} \quad (4.10)$$

4.2.4 Probabilités de fausse alarme et de détection

Notons d'abord que les probabilités de fausse alarme et de détection sont les mêmes pour les deux détecteurs. La probabilité de fausse alarme, P_{fa} est définie par :

$$P_{fa} = \text{Prob} \left\{ X_0 > X_{(1)}^{\gamma_k} X_{(N-k)}^{1-\gamma_k} / H_0 \right\} \quad (4.11)$$

Quant à la probabilité de détection, P_d , elle est définie par :

$$P_d = \text{Prob} \left\{ X_0 > X_{(1)}^{\gamma_k} X_{(N-k)}^{1-\gamma_k} / H_1 \right\} \quad (4.12)$$

où H_0 désigne le l'hypothèse nulle, i.e., cible absente dans la cellule sous test et H_1 désigne l'hypothèse non nulle, i.e., cible présente dans la cellule sous test. Sachant qu'une expression analytique pour la pdf de T_{γ_k} est difficile à obtenir, l'évaluation de γ_k (P_{fa}) et de la P_d sont obtenues en ayant recours aux simulations de Monte Carlo.

4.3 Analyse des détecteurs F/B-ACCAD

La figure 4.6 illustre la structure générale des détecteurs F/B-ACCAD. Les sorties Y_i du DLE sont passées à travers un amplificateur logarithmique pour obtenir de nouvelles variables aléatoires $X_i = \ln Y_i$ et ce avant de les envoyer de façon sérielle vers une ligne à retard de longueur $N+1$, $\{X_i; i=0, \dots, N\}$. Cette technique permet l'utilisation des caractéristiques des distributions de type LS. En effet, en supposant que les échantillons générés à partir d'une loi log-normal (Weibull) sont issus de variables aléatoires Y_i IID, les variables aléatoires X_i sont aussi IID mais de type LS et suivent donc une loi normal (Gumbel ou valeur extrême). Pour ce type de détecteur, le seuil adaptatif qui assure un taux de fausses alarmes constant s'écrit [22-23] :

$$\hat{T}_g = \hat{\mu} + g \hat{\sigma} \quad (4.13)$$

Où g , appelé paramètre de seuil, est une constante convenablement choisie pour atteindre la probabilité de fausse alarme, P_{fa} désirée.

Pour que cette P_{fa} soit indépendante de la variation des paramètres de position μ et d'échelle σ de la distribution normal (Gumbel), et donc la propriété CFAR soit garantie, il faut que leurs estimateurs $\hat{\mu}$ et $\hat{\sigma}$, respectifs, basés sur une observation X , soient équivariants. Cette condition est vérifiée si, pour c et d des constants dans les régions $(-\infty, \infty)$ et $(0^+, \infty)$ respectivement [23] :

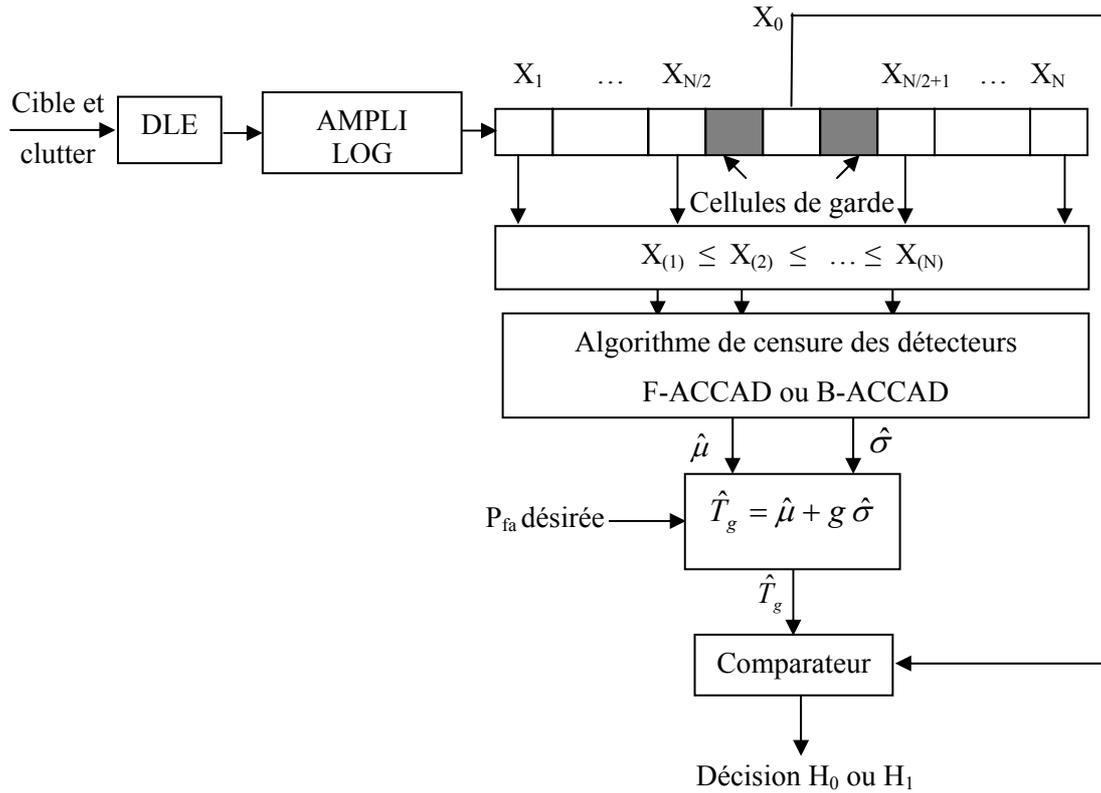


Figure 4.6 Structure générale du détecteur F/B-ACCAD

$$\begin{cases} \hat{\mu}(X') = d \hat{\mu}(X) + c \\ \hat{\sigma}(X') = d \hat{\sigma}(X) \end{cases} \quad (4.14)$$

où

$$X' = d X + c \quad (4.15)$$

La cellule sous test X_0 est comparée avec le seuil adaptatif \hat{T}_g d'après le test statistique :

$$\begin{matrix} H_1 \\ X_0 > \hat{T}_g \\ H_0 \\ X_0 < \hat{T}_g \end{matrix} \quad (4.16)$$

4.3.1 Estimation des paramètres de position et d'échelle

4.3.1.1 Distribution normal

Comme nous l'avons stipulé précédemment, des échantillons issus d'une loi log-normal, quand ils passent à travers un amplificateur logarithmique, donnent naissance à des échantillons issus d'une loi normal. Le problème revient alors à estimer les paramètres de la loi $N(\mu, \sigma)$. Pour cela, il existe

plusieurs méthodes d'estimation de μ et σ [28]. Citons, à titre d'exemple, les estimateurs du maximum likelihood (MLE) et ceux linéaires tels que le meilleur estimateur linéaires sans biais (Best Linear Unbiased Estimator, BLUE) et le meilleurs estimateur linéaires invariant (Best Linear Invariant estimator, BLIE). Les détecteurs F/B-ACCAD dans le cas d'un clutter log-normal [16], utilisent la méthode linéaire qui évite le recours à des équations non linéaires comme dans le MLE où la nécessité du calcul des matrices de covariance comme dans les estimateurs BLU et BLI.

Les estimateurs linéaires de μ et σ sont basés sur N échantillons, avec la possibilité d'en censurer les l plus petits (bord de clutter) et les k plus grands (interférences), sont définis par [16] :

$$\hat{\mu} = \sum_{i=l+1}^{N-k} A_i X_{(i)} \quad (4.17)$$

$$\hat{\sigma} = \sum_{i=l+1}^{N-k} B_i X_{(i)} \quad (4.18)$$

Les $X_{(i)}$ sont des échantillons dont les échantillons d'origine sont pris d'une distribution N (μ, σ). Ils sont ni indépendants ni identiquement distribués. Sachant que les estimateurs linéaires $\hat{\mu}_L$ et $\hat{\sigma}_L$ sont dits équivariants si et seulement si, les poids $A_i = A_i(N, l, k)$ et $B_i = B_i(N, l, k)$ sont choisis de manière à ce que :

$$\sum_{i=l+1}^{N-k} A_i = 1 \quad (4.19)$$

$$\sum_{i=l+1}^{N-k} B_i = 0 \quad (4.20)$$

Les poids A_i et B_i doivent être calculés une fois pour toute comme suit :

$$B_i = \frac{(\zeta_i - \bar{\zeta})}{\sum_{j=l+1}^{N-k} (\zeta_j - \bar{\zeta})^2} \quad (4.21)$$

$$A_i = \frac{1}{N - k - l} - \bar{\zeta} B_i \quad (4.22)$$

$\bar{\zeta}$ est la valeur moyenne de $\{\zeta_i: i= 1, 2, \dots, N-k-1\}$ et les ζ_i , sont les seuls estimateurs dont nous avons besoin dans la méthode d'estimation linéaire considérée. Ils peuvent être calculés une fois pour toute, pour les échantillons ordonnés $X_{(i)}$, comme suit:

$$\zeta_i = i \binom{N}{i} \int_{-\infty}^{\infty} x [1-F(x)]^{N-i} [F(x)]^{i-1} f(x, 0, 1) dx \quad (4.23)$$

où $F(x)$, représente la fonction de distribution cumulative de la pdf normal standard, i.e., $N(0, 1)$.

4.3.1.2 Distribution Gumbel

Similairement, des échantillons issus d'une loi Weibull, quand ils passent à travers un amplificateur logarithmique, donnent naissance à des échantillons issus d'une loi Gumbel. Le problème revient alors à estimer les paramètres de la loi $G(\mu, \sigma)$. Pour cela, il existe plusieurs méthodes d'estimation de μ et σ [28]. Citons encore une fois, les estimateurs du maximum likelihood (MLE) et ceux linéaires tels que le meilleur estimateur linéaire sans biais (Best Linear Unbiased Estimator, BLUE) et le meilleur estimateur linéaire invariant (Best Linear Invariant estimator, BLIE) [22]. Contrairement aux détecteurs F/B-ACCAD dans un clutter log-normal, qui utilisent une méthode linéaire, nous avons choisi pour les détecteurs F/B-ACCAD dans le cas d'un clutter Weibull, la méthode MLE pour estimer les paramètres de la loi Gumbel [21]. A ce titre, pour obtenir des estimateurs équivariants de μ (paramètre de position) et σ (paramètre d'échelle) d'une distribution Gumbel, basés sur N échantillons, avec la possibilité d'en censurer les k plus grands, nous obtenons choisi pour l'estimateur MLE :

$$\frac{1}{\hat{\beta}} = \frac{k y_{(N-k)}^{\hat{\beta}} \ln y_{(N-k)} + \sum_{j=1}^{N-k} y_{(j)}^{\hat{\beta}} \ln y_{(j)}}{k y_{(N-k)}^{\hat{\beta}} + \sum_{j=1}^{N-k} y_{(j)}^{\hat{\beta}}} - \frac{1}{N-k} \sum_{j=1}^{N-k} \ln y_{(j)} \quad (4.24)$$

$$\hat{\alpha} = \left\{ \frac{1}{N-k} \left[k y_{(N-k)}^{\hat{\beta}} + \sum_{j=1}^{N-k} y_{(j)}^{\hat{\beta}} \right] \right\}^{1/\hat{\beta}} \quad (4.25)$$

Les paramètres α et β de la loi Weibull et μ et σ de la loi Gumbel sont liés par $\sigma = \beta^{-1}$ et $\mu = \ln \alpha$. Par conséquent, les estimateurs équivariants des paramètres μ et σ de la distribution Gumbel sont donnés par :

$$\hat{\sigma} = \frac{k x_{(N-k)} \exp\left(\frac{x_{(N-k)}}{\hat{\sigma}}\right) + \sum_{j=1}^{N-k} x_{(j)} \exp\left(\frac{x_{(N-k)}}{\hat{\sigma}}\right)}{k \exp\left(\frac{x_{(N-k)}}{\hat{\sigma}}\right) + \sum_{j=1}^{N-k} \exp\left(\frac{x_{(N-k)}}{\hat{\sigma}}\right)} - \frac{1}{N-k} \sum_{j=1}^{N-k} x_{(j)} \quad (4.26)$$

$$\hat{\mu} = \hat{\sigma} \ln \left\{ \frac{1}{N-k} \left[k \exp\left(\frac{x_{(N-k)}}{\hat{\sigma}}\right) + \sum_{j=1}^{N-k} \exp\left(\frac{x_{(N-k)}}{\hat{\sigma}}\right) \right] \right\} \quad (4.27)$$

4.3.2 Analyse du détecteur F-ACCAD-CFAR

La figure 4.7 illustre le schéma fonctionnel du détecteur F-ACCAD. L'algorithme de censure automatique dans ce détecteur est similaire à celui utilisé dans le détecteur F-ACOSD. De ce fait, nous nous contenterons de reprendre le test statistique uniquement. Autrement, nous pouvons écrire pour ce type de détecteur [16] :

$$\begin{array}{c} \text{nhH} \\ X(p+k+1) > \hat{\mu}_{p+k} + a_k \hat{\sigma}_{p+k} \\ < \\ \text{hH} \end{array} \quad (4.28)$$

4.3.3 Analyse du détecteur B-ACCAD

La figure 4.8 illustre le schéma fonctionnel du détecteur B-ACCAD. L'algorithme de censure automatique dans ce détecteur est similaire à celui utilisé dans le détecteur B-ACOSD. De ce fait, nous nous contenterons de reprendre le test statistique uniquement. Autrement, nous pouvons écrire pour ce type de détecteur :

$$\begin{array}{c} \text{nhH} \\ X(N-k) > \hat{\mu}_p + b_k \hat{\sigma}_p \\ < \\ \text{hH} \end{array} \quad (4.29)$$

4.3.4 Sélection des seuils adaptatifs de censure automatique

D'après les figures 4.7 et 4.8, les seuils a_k et b_k sont sélectionnés pour chaque valeur de k , $0, \dots, N-p-1$, tel qu'une faible probabilité d'erreur de test, e_k , est obtenue dans un environnement homogène comme suit :

$$e_k = \Pr ob(X_{(p+k+1)} > \hat{\mu}_{p+k} + a_k \hat{\sigma}_{p+k} / \text{hH}) \quad (4.30)$$

et
$$e_k = \text{Prob}(X_{(N-k)} > \hat{\mu}_p + b_k \hat{\sigma}_p / hH) \tag{4.31}$$

Sachant que les paramètres a_k et b_k sont sélectionnés de façon à ce que la relation (4.10) soit satisfaite.

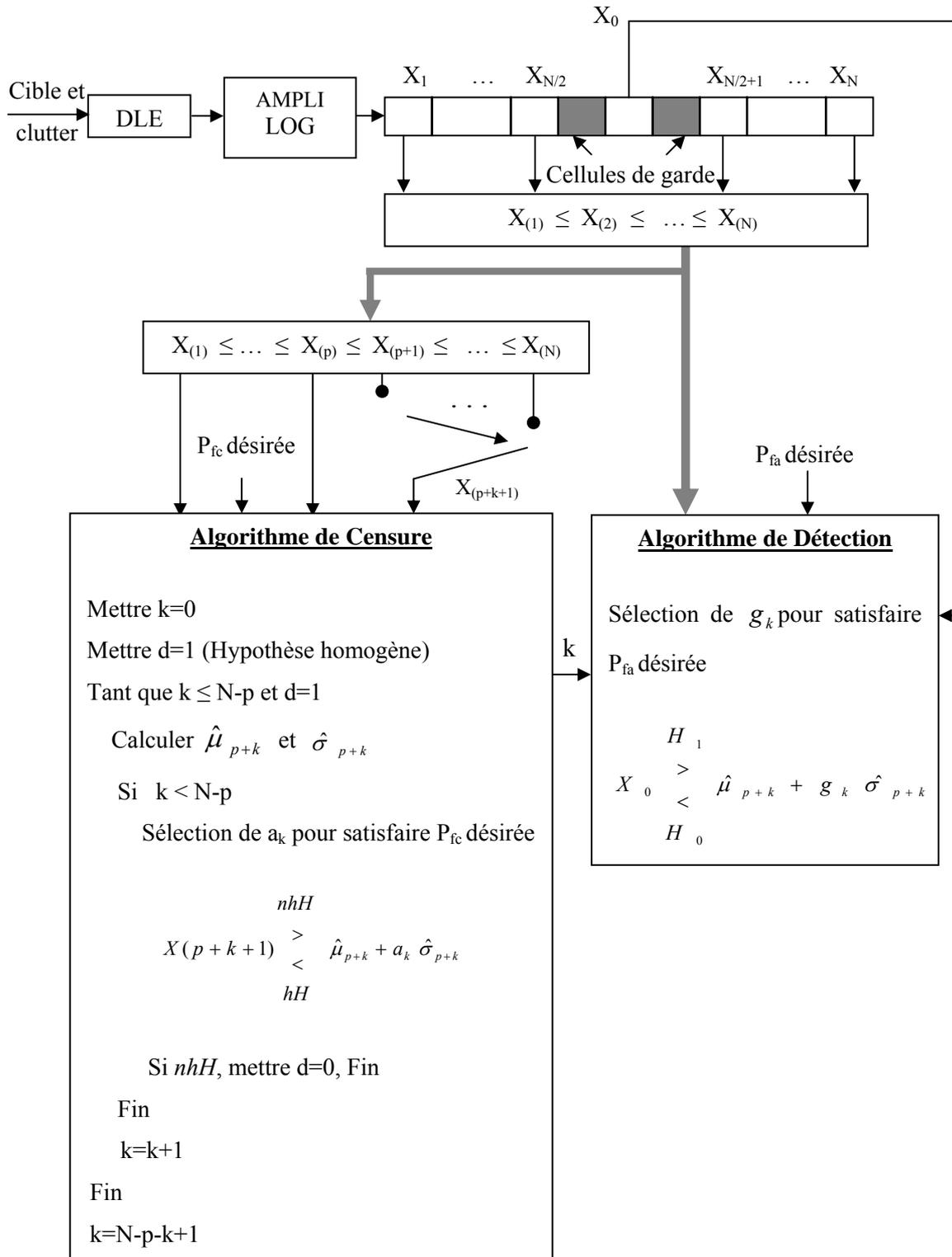


Figure 4.7 Schéma fonctionnel de l'algorithme F-ACCAD

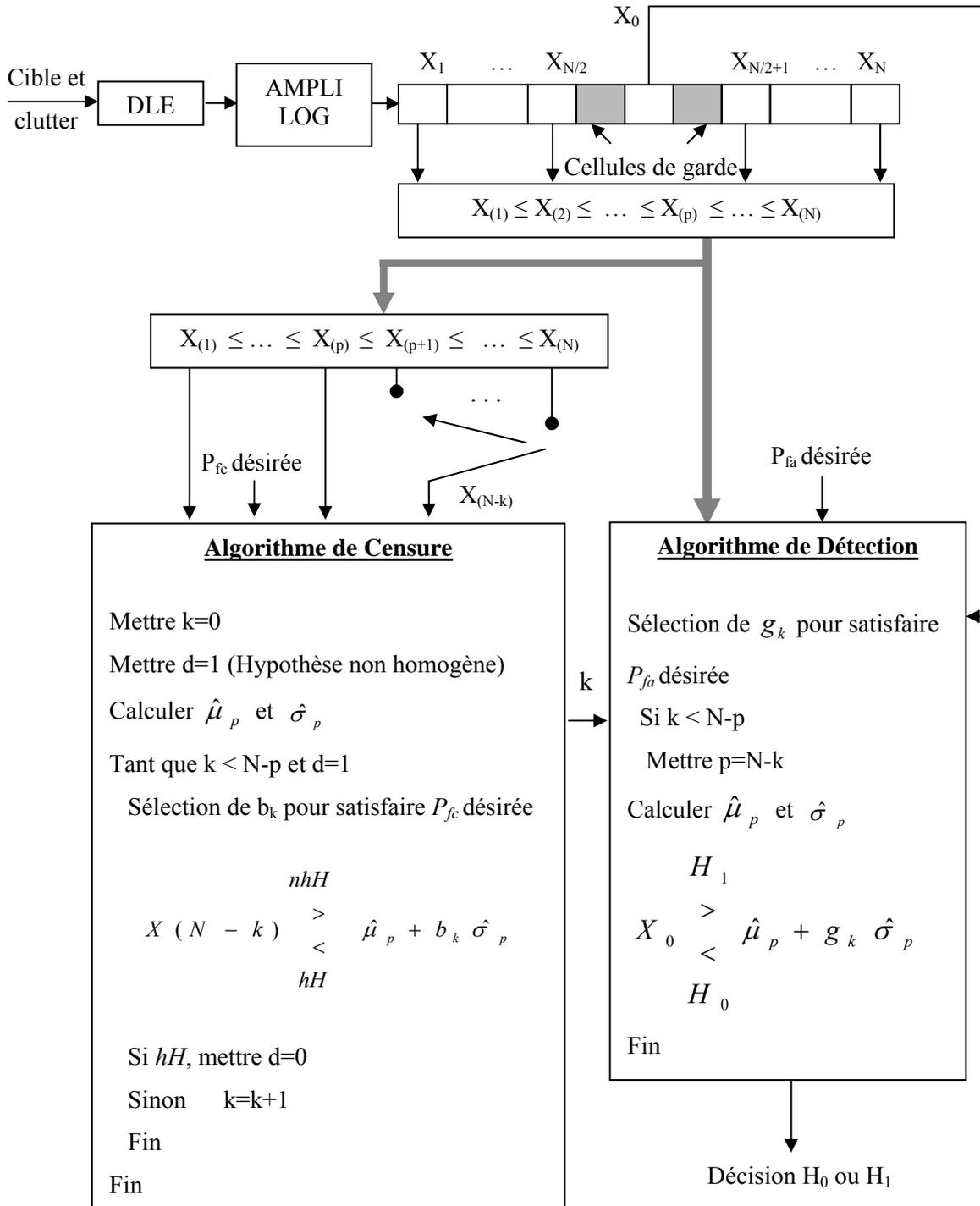


Figure 4.8 Schéma fonctionnel de l'algorithme B-ACCAD

4.3.5 Probabilités de fausse alarme et de détection

Notons d'abord que les probabilités de fausse alarme et de détection sont les mêmes pour les deux détecteurs. La probabilité de fausse alarme, P_{fa} est définie par :

$$P_{fa} = \text{Prob} \left\{ X_0 > \hat{\mu}_{N-k} + g_k \hat{\sigma}_{N-k} / H_0 \right\} \quad (4.32)$$

Le coefficient g_k garantit une probabilité de fausse alarme désirée. D'autre part, la probabilité de détection (P_d) est définie par :

$$P_d = \text{Prob} \left\{ X_0 > \hat{\mu}_{N-k} + g_k \hat{\sigma}_{N-k} / H_1 \right\} \quad (4.33)$$

où H_0 désigne l'hypothèse nulle, i.e., cible absente dans la cellule sous test et H_1 désigne l'hypothèse non nulle, i.e., cible présente dans la cellule sous test. Sachant qu'une expression analytique pour la pdf de T_{g_k} est difficile à obtenir, l'évaluation de g_k (P_{fa}) et de la P_d sont obtenues en ayant recours aux simulations de Monte Carlo.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord analysé les détecteurs F/B-ACOSD et F-ACCAD. Ensuite, dans l'optique de compléter l'analyse, nous avons mis au point le détecteur B-ACCAD. La comparaison, par le biais des simulations de Monte Carlo, des performances de détection de ces détecteurs dans des environnements log-normal et Weibull fera l'objet du chapitre 5.

Chapitre 5

Simulations

Résumé

Dans ce chapitre, nous examinons par les simulations de Monte Carlo, les performances de censure, de détection et de robustesse en présence de cibles interférentes, des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD. Pour cela, nous les avons testés en milieux homogène et hétérogène pour des environnements lognormal et Weibull et ce dans le cas d'une cible de type Swerling I.

5.1 Introduction

5.2 Simulations

5.3 Conclusion

5.1 Introduction

La détection d'une cible utilisant des détecteurs basés sur les statistiques d'ordre (F/B-ACOSD et F/B-ACCAD) et de la censure automatique de cibles interférentes sans connaissance à priori de leur nombre, sont caractérisées par des paramètres importants, en l'occurrence la probabilité de fausse censure (P_{fc}), de fausse alarme (P_{fa}), de détection (P_d) et le SNR, qui est remplacé par le SCR, du fait que le clutter dispose d'une puissance plus importante que celle du bruit. Ce chapitre est entièrement dévolu, d'une part, à l'implémentation des algorithmes de censure et de détection obtenus dans le quatrième chapitre et d'autre part, à la comparaison des performances des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD en milieux lognormal et Weibull homogène et en présence de cibles interférentes.

5.2 Simulations

Pour effectuer les simulations à l'aide de données synthétiques, nous avons utilisé l'outil MATLAB. Les hypothèses que nous avons considérées sont les suivantes :

1. Une probabilité de fausse alarme de consigne $P_{fa}=10^{-3}$, sachant qu'il est bien connu que si la précision désirée est 10%, le nombre des itérations indépendantes de Monte Carlo doit être de $100/P_{fa}$ [21].
2. Une probabilité de fausse censure $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .
3. Différents couples (N, p): (16,12), (24,16) et (36,24), où N désigne le nombre de cellules dans la fenêtre de référence et p, le nombre de cellules dans la population initiale qui correspond à un background homogène. Des valeurs de $p=2N/3$ donnent des performances satisfaisantes [35].
4. Des valeurs de SCR variant de 0 à 40dB, tandis que les valeurs de ICR allant de 10 et 40dB. Le rapport de la puissance du signal sur la puissance du clutter, SCR, (ICR est calculer de la même manière) est défini par :

$$SCR = 10 \log \frac{\text{Puissance du Signal Cible}}{\text{Puissance du Clutter}} \quad (5.1)$$

$$ICR = 10 \log \frac{\text{Puissance du Signal Inteférence}}{\text{Puissance du Clutter}} \quad (5.2)$$

Par conséquent, pour un clutter lognormal, de paramètres d'échelle μ et de forme σ , le SCR est donné par :

$$SCR = \frac{\overline{A^2}}{\exp(2\mu + 2\sigma^2)} \quad (5.3)$$

où $\overline{A^2}$ désigne la puissance moyenne de l'amplitude A de la cible, $E[A^2]$, du signal. Dans notre cas, il s'agit d'une cible de type Swerling I ou Swerling II dont l'amplitude suit une loi Rayleigh.

Par ailleurs, pour un clutter Weibull de paramètres d'échelle α et forme β , le SCR est donné par :

$$SCR = \frac{\overline{A^2}}{\alpha^2 \Gamma \left[\frac{2}{\beta} + 1 \right]} \quad (5.4)$$

5. Comme la cellule sous test contient une cible de type Rayleigh (SW I et II), noyée dans un clutter lognormal (Weibull), elle est représentée par la construction vectorielle de la figure 5.1 tel que :

$$X_0 = \sqrt{|\overrightarrow{\text{cible}}|^2 + |\overrightarrow{\text{clutter}}|^2 + 2 * |\overrightarrow{\text{cible}}| * |\overrightarrow{\text{clutter}}| * \cos \varphi} \quad (5.5)$$

$|\overrightarrow{\text{cible}}|$ et $|\overrightarrow{\text{clutter}}|$ sont des variables aléatoires de distributions respectives Rayleigh et lognormal (Weibull). φ étant une variable aléatoire qui suit une loi uniforme dans l'intervalle $[0, 2\pi]$.

Remarquons, à ce stade, que les cibles secondaires (interférences) sont de même nature que les cibles primaires. De ce fait, la même démarche est retenue pour générer les cellules de référence qui contiennent des cibles secondaires. De plus, dans le cas des détecteurs F/B-ACCAD, le passage par un amplificateur logarithmique est nécessaire. Il faut donc prendre $\ln X_0$ au lieu de X_0 . Enfin, nous supposons que la fenêtre de référence peut contenir un nombre inconnu m de cibles interférentes, où $0 \leq m \leq N - p$ et $m=0$ correspond au cas homogène. Nous supposons aussi que toutes les cibles interférentes ont le même rapport ICR.

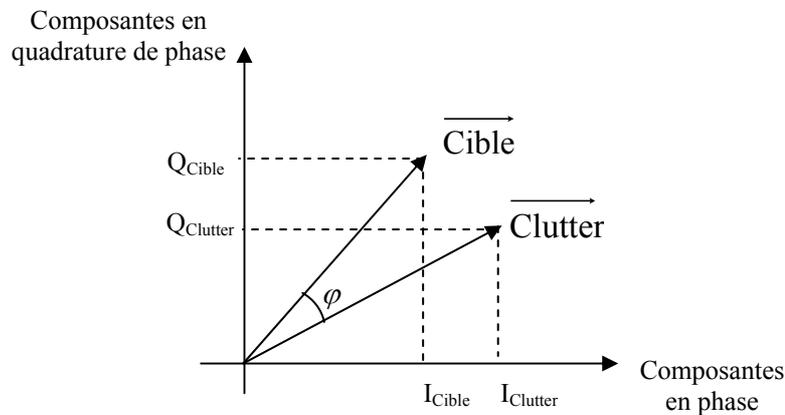


Figure 5.1 Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter

5.2.1 Détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD dans un environnement lognormal ou Weibull

5.2.1.1 Evaluation des paramètres de seuils adaptatifs des détecteurs F/B-ACOSD

Nous avons vu dans le chapitre précédent que ces détecteurs utilisent un seuil qui ne dépend pas explicitement des paramètres de forme et d'échelle de la distribution représentant le clutter sous investigation. De plus, notons que l'équation (4.1) donnant ce seuil est utilisée aussi bien pour la censure que pour la détection. Indépendamment de l'algorithme de censure, celui de la détection tient compte uniquement du nombre k de cellules à écarter et dont le nombre peut être au plus $N-p$ et au moins 0. A cet effet, le tableau 5.1 résume les valeurs du paramètre de seuil de détection γ_k obtenues par simulations de Monte Carlo, pour les détecteurs F-ACOSD et B-ACOSD. Pour simuler l'équation (4.11), nous avons considéré un million d'itérations indépendantes et ce pour différentes valeurs de N et p . Les valeurs γ_k sont sélectionnées de telle sorte que la probabilité de fausse alarme ($P_{fa}=10^{-3}$) soit maintenue constante dans un environnement lognormal ou Weibull homogène. Notons que pour une même valeur de N , une augmentation du nombre des interférences, induit une diminution de la valeur de γ_k . Par contre, une augmentation du couple (N, p) génère une augmentation de la valeur de γ_k . D'autre part, nous remarquons aussi que les valeurs du paramètre de seuil de détection, pour une valeur donnée de P_{fa} , forment une séquence ordonnée, à savoir :

$$\gamma_0 \geq \dots \geq \gamma_{N-p-1} \geq \gamma_{N-p} \quad (5.6)$$

Par ailleurs, les détecteur F-ACOSD et B-ACOSD ont aussi besoin des valeurs des paramètres de seuil de censure α_k et β_k , respectivement. Ces valeurs correspondent à une petite probabilité d'erreur de test e_k donnée par les équations (4.8) et (4.9), respectivement. Les figures 5.2 et 5.3 donnent les e_k des détecteurs F/B-ACOSD, en fonction des paramètres de seuil de censure α_k et β_k dans des environnements lognormal et Weibull homogènes pour $N=24$, $p=16$. Chaque point a été obtenu à raison d'un million d'itérations indépendantes. Ces figures et la relation (4.10) permettent de trouver facilement les valeurs de α_k et β_k pour une P_{fc} désirée. Ces valeurs sont résumées dans le tableau 5.2. Observons aussi, que pour une même valeur de (N, p) et k , le tableau 5.2 indique, qu'une diminution de la P_{fc} entraîne une diminution de α_k et β_k et, comme nous le verrons dans ce chapitre, une diminution de la probabilité de censure. Notons enfin, que les valeurs du paramètre de seuil de censure β_k pour une valeur donnée de P_{fc} , forment des séquences ordonnées, à savoir :

$$\beta_0 \leq \dots \leq \beta_{N-p-2} \leq \beta_{N-p-1} \quad (5.7)$$

Tableau 5.1 Paramètre de seuil de détection γ_k des détecteurs F/B-ACOSD, pour différentes valeurs de (N, p) , dans un environnement homogène pour $P_{fa}=10^{-3}$.

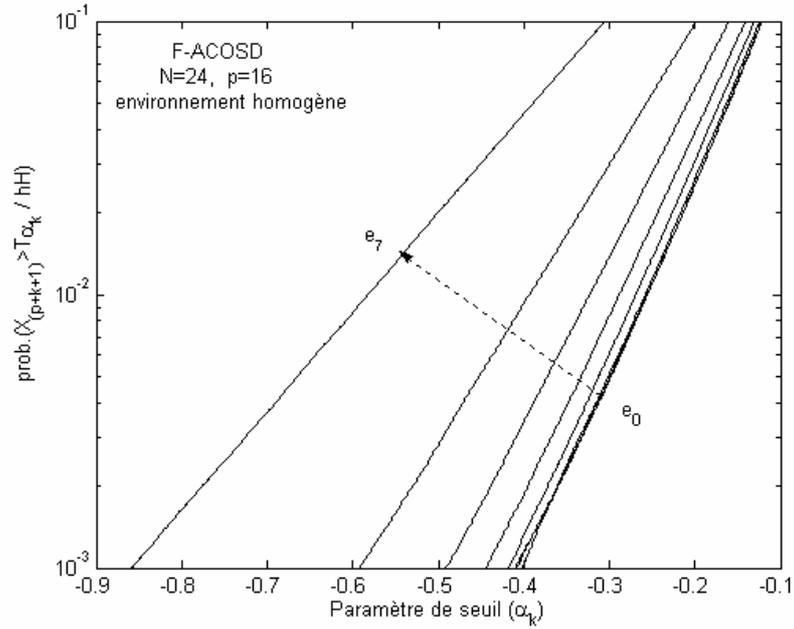
(a) Environnement lognormal

$\begin{matrix} -\gamma_k \\ (N, p) \end{matrix}$	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	γ_6	γ_7	γ_8	γ_9	γ_{10}	γ_{11}	γ_{12}
(16,12)	0.6415	0.8955	1.1272	1.3690	1.6538								
(24,16)	0.4697	0.6340	0.7695	0.9012	1.0320	1.1671	1.3122	1.4716	1.6368				
(36,24)	0.3506	0.4700	0.5644	0.6481	0.7254	0.8040	0.8821	0.9573	1.0323	1.1152	1.1916	1.2773	1.3670

(b) Environnement Weibull

$\begin{matrix} -\gamma_k \\ (N, p) \end{matrix}$	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	γ_6	γ_7	γ_8	γ_9	γ_{10}	γ_{11}	γ_{12}
(16,12)	0.3293	0.4759	0.6147	0.7729	0.9400								
(24,16)	0.2238	0.3118	0.3862	0.4611	0.5294	0.6100	0.6951	0.7849	0.8872				
(36,24)	0.1629	0.2196	0.2665	0.3068	0.3468	0.3848	0.4268	0.4656	0.5071	0.5507	0.5957	0.6465	0.6918

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

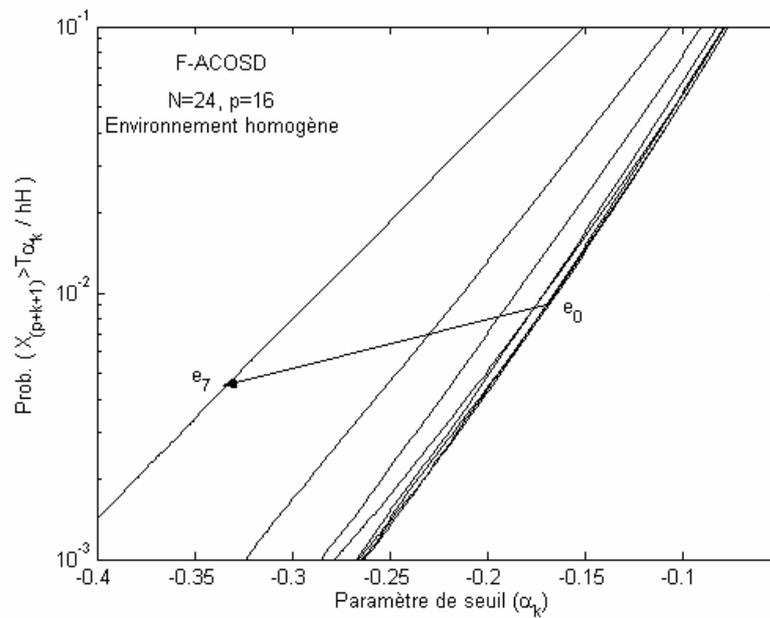
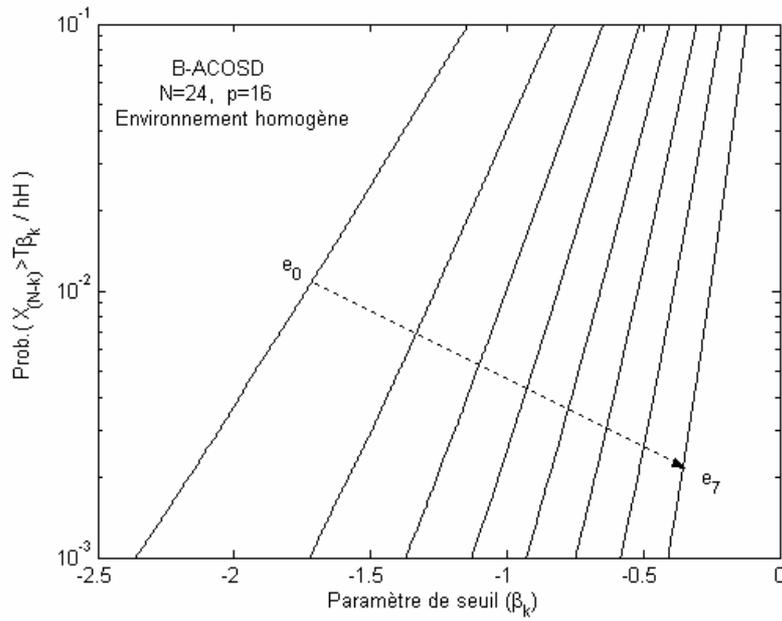


Figure 5.2 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur F-ACOSD en fonction du paramètre de seuil α_k dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

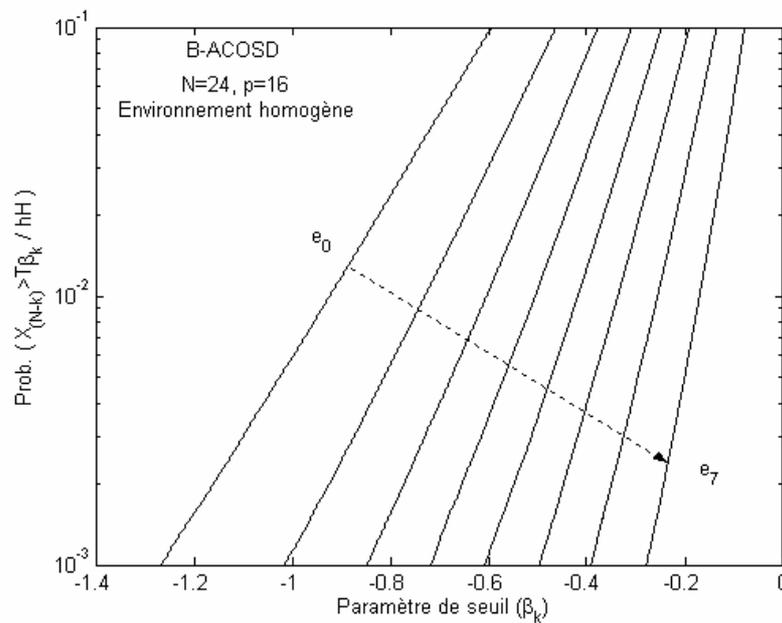


Figure 5.3 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur B-ACOSD en fonction du paramètre de seuil β_k dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.

Tableau 5.2 Paramètres de seuils de censure α_k et β_k des détecteurs F/B-ACOSD pour différentes valeurs de la P_{fc} dans un environnement homogène.

(a) Détecteur F-ACOSD dans un environnement lognormal

(N, p)	$\frac{-\alpha_k}{P_{fc}}$	α_0	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_7	α_8	α_9	α_{10}	α_{11}
(16,12)	10^{-2}	0.4431	0.4656	0.5372	0.7456								
	10^{-3}	0.7194	0.7439	0.8392	1.1340								
(24,16)	10^{-2}	0.2559	0.2558	0.2582	0.2693	0.2886	0.3232	0.3938	0.5819				
	10^{-3}	0.4091	0.4023	0.4090	0.4187	0.4440	0.4915	0.5921	0.8594				
(36,24)	10^{-2}	0.1526	0.1522	0.1530	0.1560	0.1604	0.1674	0.1762	0.1899	0.2115	0.2453	0.3105	0.4795
	10^{-3}	0.2385	0.2373	0.2409	0.2408	0.2478	0.2561	0.2682	0.2851	0.3197	0.3665	0.4571	0.6960

(b) Détecteur F-ACOSD dans un environnement Weibull

(N, p)	$\frac{-\alpha_k}{P_{fc}}$	α_0	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_7	α_8	α_9	α_{10}	α_{11}
(16,12)	10^{-2}	0.2900	0.2910	0.3161	0.3956								
	10^{-3}	0.4790	0.4763	0.5031	0.6076								
(24,16)	10^{-2}	0.1700	0.1649	0.1642	0.1657	0.1708	0.1846	0.2125	0.2862				
	10^{-3}	0.2776	0.2659	0.2630	0.2642	0.2672	0.2845	0.3235	0.4220				
(36,24)	10^{-2}	0.0977	0.0963	0.0958	0.0958	0.0967	0.0987	0.1021	0.1074	0.1156	0.1302	0.1556	0.2193
	10^{-3}	0.1575	0.1533	0.1515	0.1520	0.1515	0.1559	0.1594	0.1650	0.1771	0.1972	0.2327	0.3157

(c) Détecteur B-ACOSD dans un environnement lognormal

(N, p)	$\frac{-\beta_k}{P_{fc}}$	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7	β_8	β_9	β_{10}	β_{11}
(16,12)	10^{-2}	1.6048	1.0404	0.7098	0.4431								
	10^{-3}	2.3067	1.5387	1.0771	0.7194								
(24,16)	10^{-2}	1.7361	1.2625	1.0021	0.8123	0.6571	0.5197	0.3887	0.2559				
	10^{-3}	2.3594	1.7216	1.3708	1.1289	0.9281	0.7485	0.5829	0.4091				
(36,24)	10^{-2}	1.5398	1.1538	0.9506	0.8101	0.6978	0.6020	0.5191	0.4409	0.3674	0.2978	0.2276	0.1526
	10^{-3}	1.9960	1.4883	1.2245	1.0515	0.9111	0.7960	0.6892	0.5950	0.5080	0.4173	0.3313	0.2385

(d) Détecteur B-ACOSD dans un environnement Weibull

(N, p)	$\frac{-\beta_k}{P_{fc}}$	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7	β_8	β_9	β_{10}	β_{11}
(16,12)	10^{-2}	0.8966	0.6348	0.4519	0.2900								
	10^{-3}	1.3241	0.9550	0.7064	0.4790								
(24,16)	10^{-2}	0.9238	0.7295	0.6040	0.5051	0.4180	0.3368	0.2557	0.1700				
	10^{-3}	1.2663	1.0160	0.8472	0.7176	0.6081	0.4957	0.3913	0.2775				
(36,24)	10^{-2}	0.7663	0.6253	0.5395	0.4730	0.4168	0.3661	0.3202	0.2756	0.2334	0.1898	0.1461	0.0977
	10^{-3}	0.9992	0.8176	0.7108	0.6254	0.5572	0.4957	0.4364	0.3801	0.3271	0.2737	0.2179	0.1575

5.2.1.2 Evaluation des paramètres de seuils adaptatifs des détecteurs F/B-ACCAD

Contrairement aux détecteurs F/B-ACOSD, nous avons vu dans le chapitre précédent que les détecteurs F/B-ACCAD utilisent un seuil qui dépend explicitement des paramètres de forme et d'échelle de la distribution représentant le clutter sous investigation. Par conséquent, une estimation de ces paramètres est indubitable. De plus, notons, ici aussi, que l'équation (4.13) donnant ce seuil est utilisée aussi bien pour la censure que pour la détection. Indépendamment de l'algorithme de censure, celui de la détection tient compte uniquement du nombre k de cellules à écarter et dont le nombre peut être au plus $N-p$ et au moins 0. A cet effet, le tableau 5.3 résume les valeurs du paramètre de seuil de détection g_k obtenues par simulations de Monte Carlo, pour les détecteurs F-ACCAD et B-ACCAD. Pour simuler l'équation (4.32), nous avons considéré un million d'itérations indépendantes et ce pour différentes valeurs de N et p . Les valeurs de g_k sont sélectionnées de telle sorte que la probabilité de fausse alarme ($P_{fa}=10^{-3}$) soit maintenue constante dans des environnements lognormal et Weibull homogènes. Notons que pour une même valeur de N , une augmentation du nombre des interférences, induit une augmentation de la valeur de g_k . Par contre, une augmentation du couple (N, p) génère une diminution de la valeur de g_k . Notons que les valeurs du paramètre de seuil de détection g_k , pour une valeur donnée de P_{fc} , forment une séquence ordonnée, à savoir :

$$g_0 \leq \dots \leq g_{N-p-1} \leq g_{N-p} \quad (5.8)$$

Par ailleurs, les détecteur F-ACCAD et B-ACCAD ont aussi besoin des valeurs des paramètres de seuil de censure a_k et b_k , respectivement. Ces valeurs correspondent à une petite probabilité d'erreur de test e_k donnée par les équations (4.30) et (4.31), respectivement. Les figures 5.4 et 5.5 donnent les e_k des détecteurs F/B-ACCAD, en fonction des paramètres de seuil de censure a_k et b_k dans des environnements lognormal et Weibull homogènes pour $N=24$, $p=16$. Chaque point a été obtenu à raison d'un million d'itérations indépendantes. Ces figures et la relation (4.10) permettent de trouver facilement les valeurs de a_k et b_k pour une P_{fc} désirée. Ces valeurs sont résumées dans le tableau 5.4.

Observons aussi, que pour une même valeur de (N, p) et k , le tableau 5.4 indique, qu'une diminution de la P_{fc} entraîne une augmentation de a_k et b_k et, comme nous le verrons dans ce chapitre aussi, une augmentation de la probabilité de sous censure. Notons enfin, que les valeurs des paramètres de seuil de censure a_k et b_k , pour une valeur donnée de P_{fc} , forment des séquences ordonnées, à savoir :

$$a_0 \leq \dots \leq a_{N-p-2} \leq a_{N-p-1} \quad (5.9)$$

$$b_0 \geq \dots \geq b_{N-p-2} \geq b_{N-p-1} \quad (5.10)$$

Tableau 5.3 Paramètres de seuils de détection g_k des détecteurs F/B-ACCAD pour différents (N, p) , dans un environnement homogène pour $P_{fa}=10^{-3}$.

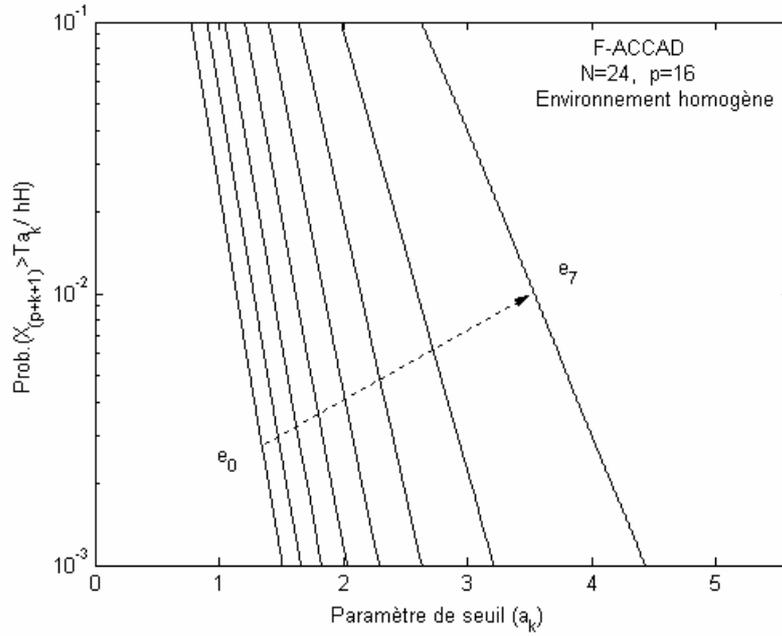
(a) Environnement lognormal

g_k (N, p)	g_0	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	g_9	g_{10}	g_{11}	g_{12}
(16,12)	3.7968	3.9264	4.0648	4.2531	4.4672								
(24,16)	3.5376	3.5888	3.6448	3.7093	3.7728	3.8466	3.9365	4.0412	4.1784				
(36,24)	3.3608	3.3874	3.4064	3.4384	3.4635	3.4953	3.5262	3.5572	3.6008	3.6416	3.6832	3.7296	3.7744

(b) Environnement Weibull

g_k (N, p)	g_0	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	g_9	g_{10}	g_{11}	g_{12}
(16,12)	2.6510	2.8356	3.022	3.2508	3.5309								
(24,16)	2.3600	2.4400	2.5208	2.5925	2.6747	2.7728	2.888	3.0104	3.1434				
(36,24)	2.2160	2.2446	2.2724	2.2996	2.3285	2.3603	2.3996	2.4372	2.4916	2.5388	2.5846	2.6436	2.7036

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

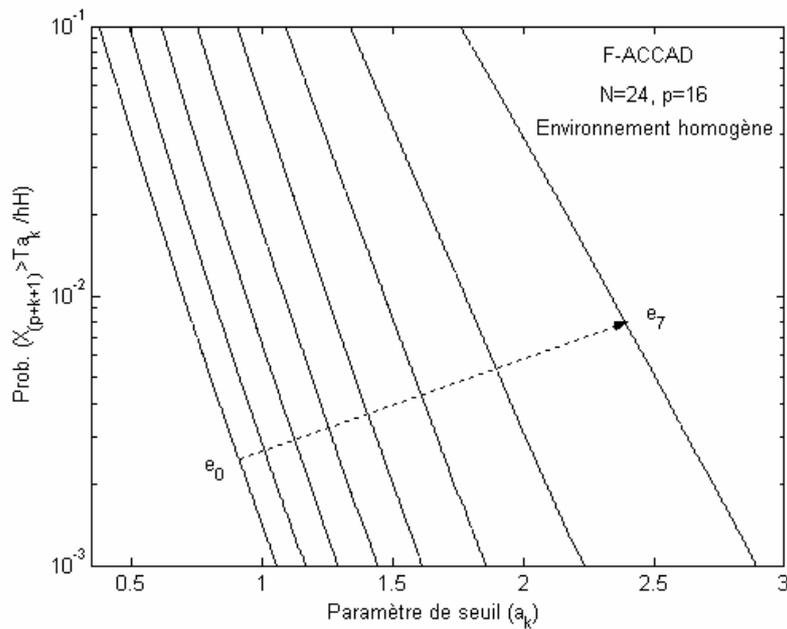
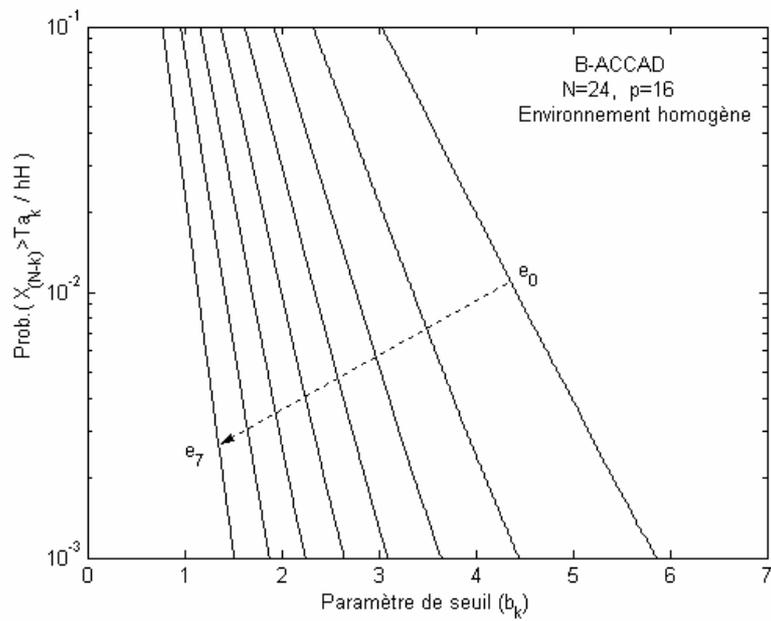


Figure 5.4 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur F-ACCAD en fonction du paramètre de seuil a_k dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

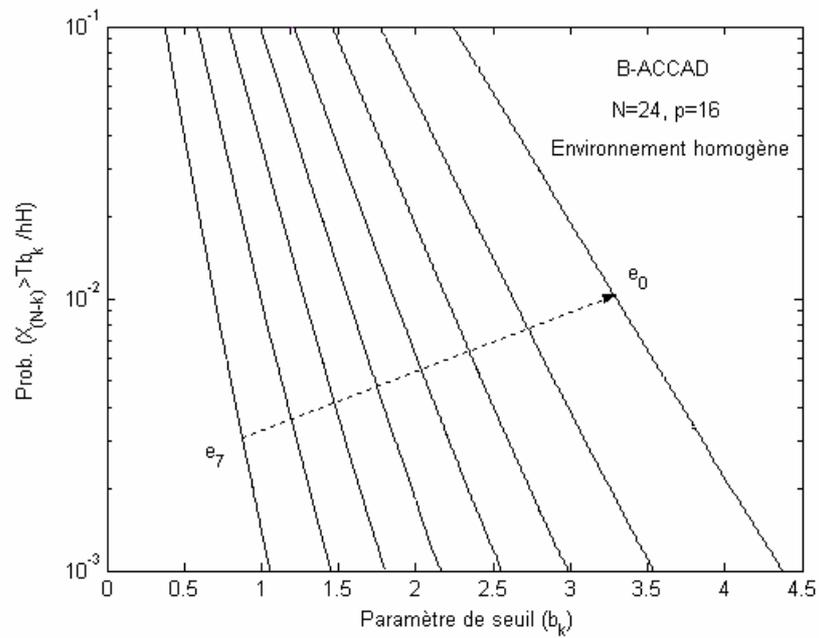


Figure 5.5 Probabilité d'erreur de test e_k du détecteur B-ACCAD en fonction du paramètre de seuil b_k dans un environnement homogène pour $(N, p) = (24, 16)$.

Tableau 5.4 Paramètres de seuils de censure a_k et b_k des détecteurs F/B-ACCAD dans un environnement homogène pour $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .

(a) Détecteur F-ACCAD dans un environnement lognormal

(N, p)	$\frac{a_k}{P_{fc}}$	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	a_{11}	a_{12}
(16,12)	10^{-2}	1.7574	2.0735	2.5705	3.5931								
	10^{-3}	2.4112	2.7694	3.3957	4.7384								
(24,16)	10^{-2}	1.1396	1.2787	1.4340	1.6165	1.8437	2.1425	2.5989	3.5393				
	10^{-3}	1.5123	1.6575	1.8229	2.0338	2.2906	2.6355	3.209	4.4304				
(36,24)	10^{-2}	0.9475	1.0338	1.1285	1.2287	1.3422	1.4649	1.6067	1.7727	1.9796	2.2565	2.6807	3.5649
	10^{-3}	1.1958	1.285	1.3776	1.4981	1.6081	1.7432	1.9055	2.0869	2.3249	2.6608	3.1846	4.3281

(b) Détecteur F-ACCAD dans un environnement Weibull

(N, p)	$\frac{a_k}{P_{fc}}$	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	a_{11}	a_{12}
(16,12)	10^{-2}	1.3154	1.5438	1.8847	2.5115								
	10^{-3}	1.9522	2.1818	2.5620	3.3154								
(24,16)	10^{-2}	0.6984	0.8100	0.9385	1.0848	1.2480	1.4677	1.7773	2.3347				
	10^{-3}	1.0561	1.1672	1.2897	1.4421	1.6110	1.8570	2.2336	2.8902				
(36,24)	10^{-2}	0.4763	0.5528	0.6340	0.7189	0.8103	0.9107	1.0206	1.1487	1.2987	1.4914	1.7609	2.2585
	10^{-3}	0.6950	0.7662	0.8465	0.9403	1.0312	1.1361	1.2556	1.3888	1.5567	1.7710	2.0915	2.6874

(c) Détecteur B-ACCAD dans un environnement lognormal

(N, p)	$\frac{b_k}{P_{fc}}$	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8	b_9	b_{10}	b_{11}
(16,12)	10^{-2}	4.3683	3.0927	2.3456	1.7574								
	10^{-3}	6.0408	4.2776	3.2224	2.4112								
(24,16)	10^{-2}	4.416	3.3553	2.7686	2.3445	1.9979	1.6952	1.4158	1.1396				
	10^{-3}	5.8701	4.4488	3.6513	3.0948	2.6474	2.2464	1.8752	1.5123				
(36,24)	10^{-2}	4.2125	3.2864	2.8038	2.4654	2.1991	1.9719	1.772	1.592	1.42	1.2582	1.101	0.9475
	10^{-3}	5.3384	4.1144	3.4868	3.0689	2.7444	2.4682	2.2233	2.0028	1.7933	1.588	1.3893	1.1958

(d) Détecteur B-ACCAD dans un environnement Weibull

(N, p)	$\frac{b_k}{P_{fc}}$	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8	b_9	b_{10}	b_{11}
(16,12)	10^{-2}	3.3746	2.4884	1.8703	1.3154								
	10^{-3}	4.7560	3.5468	2.7128	1.9522								
(24,16)	10^{-2}	3.2975	2.6292	2.1992	1.8599	1.5628	1.279	0.9974	0.6984				
	10^{-3}	4.3723	3.536	2.9884	2.551	2.1605	1.8021	1.4525	1.0561				
(36,24)	10^{-2}	2.9578	2.4325	2.1149	1.8701	1.6631	1.4791	1.3062	1.1421	0.9834	0.8240	0.6594	0.4764
	10^{-3}	3.6874	3.0624	2.6975	2.3832	2.1398	1.9119	1.7064	1.5049	1.3111	1.1145	0.9140	0.6950

(c) Détecteur B-ACCAD dans un environnement lognormal

(N, p)	P_{fc} \ k	k													
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
(16,12)	10^{-2}	0.99	0.0062	0.0018	0.0010	0.0010									
	10^{-3}	0.999	0.0007	0.0002	0.0001	0									
(36,24)	10^{-2}	0.99	0.0062	0.0014	0.0006	0.0004	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001	0.0003	
	10^{-3}	0.999	0.0007	0.0002	0.0001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

(d) Détecteur B-ACCAD dans un environnement Weibull

(N, p)	P_{fc} \ k	k													
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
(16,12)	10^{-2}	0.9982	0.0010	0.0004	0.0003	0.0001									
	10^{-3}	0.9990	0.0006	0.0002	0.0001	0.0001									
(36,24)	10^{-2}	0.9900	0.0051	0.0015	0.0008	0.0005	0.0004	0.0004	0.0003	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	
	10^{-3}	0.9988	0.0007	0.0002	0.0001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

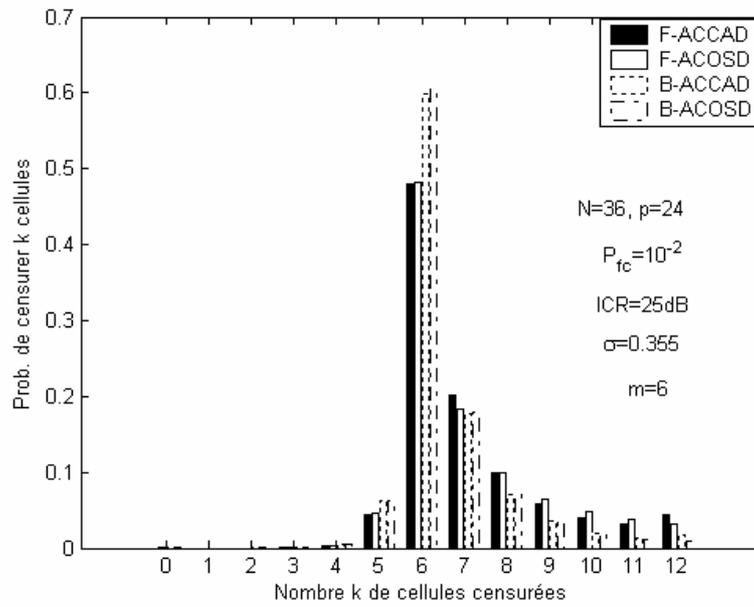
Cependant, en pratique, l'environnement est loin d'être homogène. Dans ce cas, la sous-censure désavantage et par conséquent dégrade les performances de l'algorithme de censure automatique. Par contre, la sur-censure favorise les performances de ce dernier quand le nombre des interférences est inconnu. Par voie de conséquence, le but escompté dans de tels systèmes est la minimisation de la probabilité de sous-censure $P_u = \text{Prob}\{k < m\}$ et par la même, la maximisation de la probabilité de la sur-censure $P_o = \text{Prob}\{k \geq m\} = 1 - P_u$. Pour cela, la figure 5.6 montre une comparaison des probabilités de censure de k cellules en fonction de k, des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD dans des environnements lognormal et Weibull, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ et $m=6$ interférences avec $\text{ICR}=25\text{dB}$ et $P_{fc}=10^{-2}$. Nous remarquons, de prime à bord, que les algorithmes de censure de ces détecteurs, ont la capacité de censurer $k=m$ interférences dans un milieu lognormal, avec des probabilités de 0.4819, 0.6050, 0.4794 et 0.5992, respectivement et dans un milieu Weibull, 0.7433, 0.7555, 0.5754 et 0.6085, respectivement. En apparence les algorithmes de censure Backward sont meilleurs que ceux de la censure Forward. Ce qui n'est pas le cas, car un bon examen de cette figure, révèle, en fait, que les algorithmes de censure Forward sont caractérisés par une petite probabilité de sous-censure et donc une grande probabilité de sur-censure. Ce qui leur confère une meilleure probabilité de censure. De ce fait, nous avons jugé nécessaire d'investiguer d'avantage la probabilité de sous-censure.

Ensuite, nous avons investigué l'influence de ICR sur la probabilité de censure du détecteur F-ACOSD dans des environnements lognormal et Weibull. Pour cela, la figure 5.7 montre la probabilité de censure de k cellules en fonction de k, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ et $m=6$, $\text{ICR}=25$ et 35dB et $P_{fc}=10^{-2}$. Nous remarquons que l'algorithme de censure du détecteur F-ACOSD a la capacité de déterminer le nombre exact des interférences avec une probabilité de

0.4819 pour ICR=25dB et 0.5141 pour ICR=35dB dans un environnement lognormal et 0.6085 pour ICR=25dB et 0.6435 pour ICR=35dB dans un environnement Weibull. Conséquemment, plus les cibles interférentes sont puissantes, mieux est la censure. Noter que nous avons trouvé les mêmes résultats pour les autres détecteurs.

Les figures 5.8 et 5.9 illustrent l'effet de ICR et celui du nombre de cibles interférentes sur les performances des algorithmes de censure des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD, respectivement. La probabilité de sous-censure est tracée en fonction de ICR, pour $m=2$ et 10 interférences. Nous avons choisi $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, et une $P_{fc}=10^{-2}$. Beaucoup d'enseignements peuvent être tirés de ces deux figures. Notons que, la P_u est relativement élevée pour les petits ICR et ce indépendamment du nombre des interférences. Cet accroissement devient d'autant plus significatif quand ce nombre augmente. Heureusement que, ces pertes CFAR ont tendance à se dissiper pour les moyens et grands ICR, élevant par la même la P_o . Cette augmentation est plus prononcée pour les algorithmes des détecteurs F/B-ACOSD que ceux des F/B-ACCAD. Enfin, de la figure 5.10, nous pouvons constater, en présence de $m=10$ interférences pour les milieux lognormal et Weibull, que les algorithmes de censure des détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD présentent de faibles P_u , et sont donc plus performants en matière de censure que ceux associés aux détecteurs B-ACOSD et B-ACCAD, sachant que P_u est encore plus faible dans le détecteur F-ACCAD.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

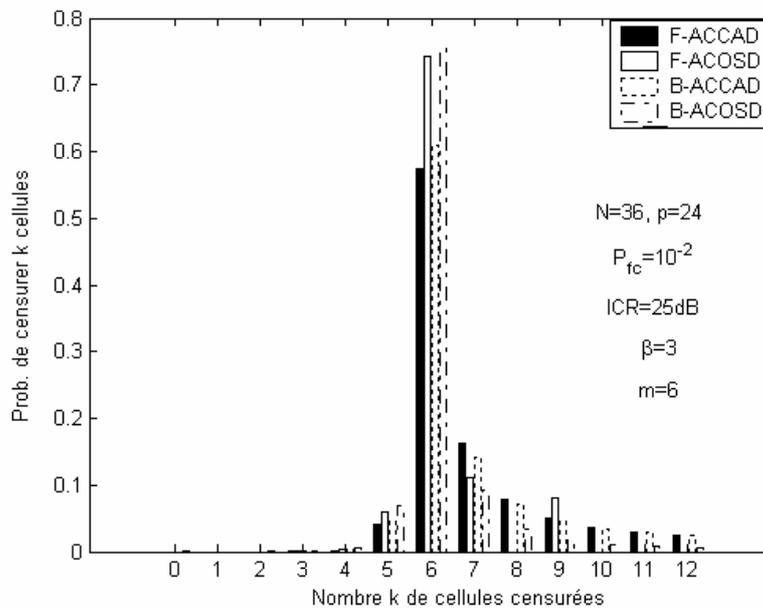
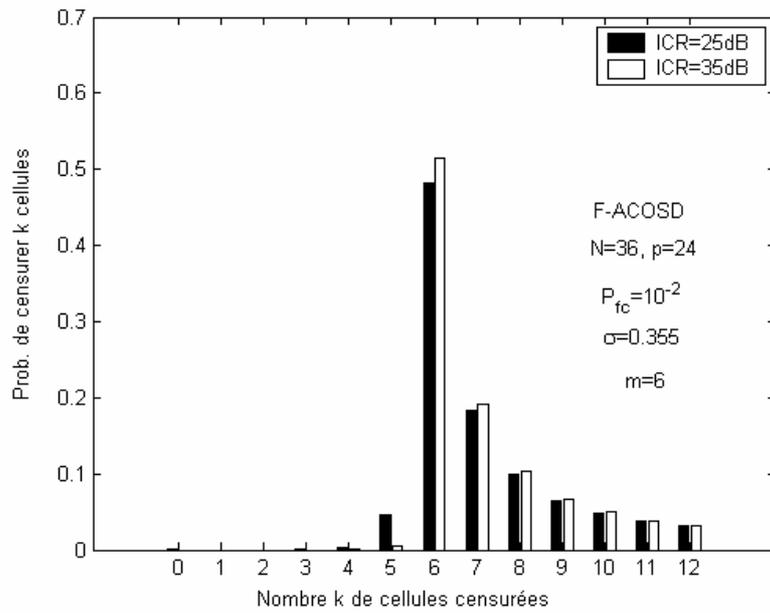


Figure 5.6 Comparaison des probabilités de censure en fonction de k des algorithmes F/B-ACOSD et F/B-ACCAD dans des environnements lognormal et Weibull, pour $N=36, p=24, \sigma=0.355, \beta=3, P_{fc}=10^{-2}, m=6$ et $ICR=25dB$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

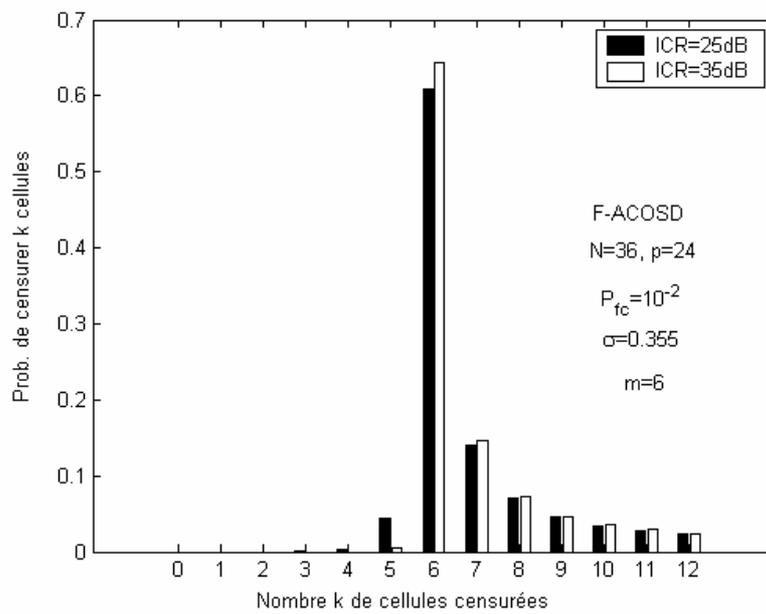
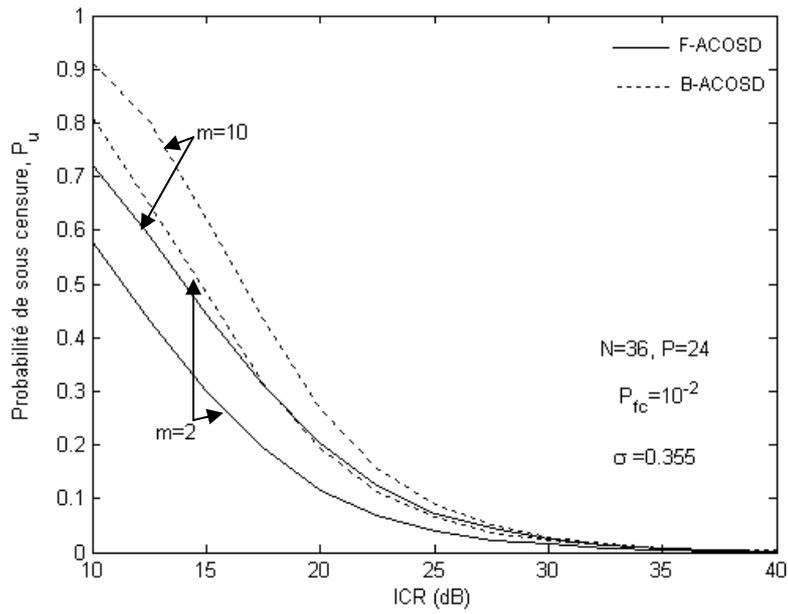


Figure 5.7 Probabilités de censure en fonction de k de l’algorithme F-ACOSD dans des environnements lognormal et Weibull, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $P_{fc}=10^{-2}$, $m=6$ et ICR=25 et 35dB.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

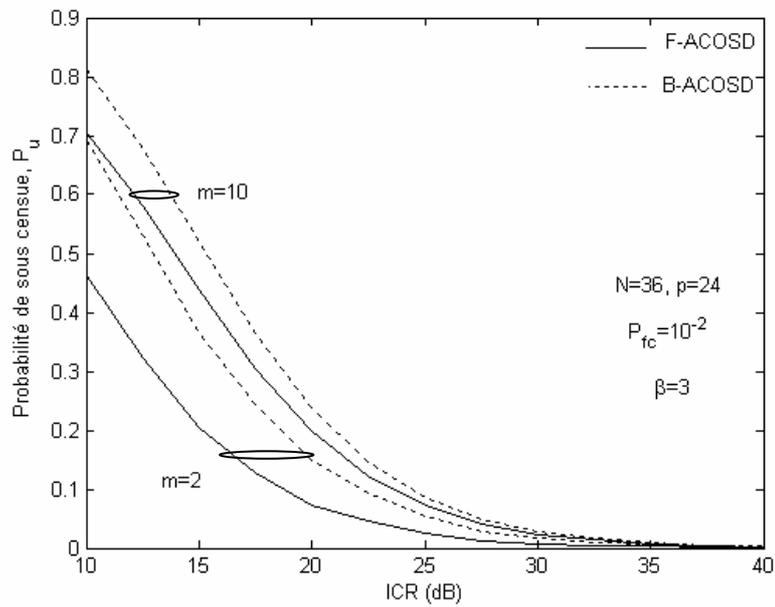
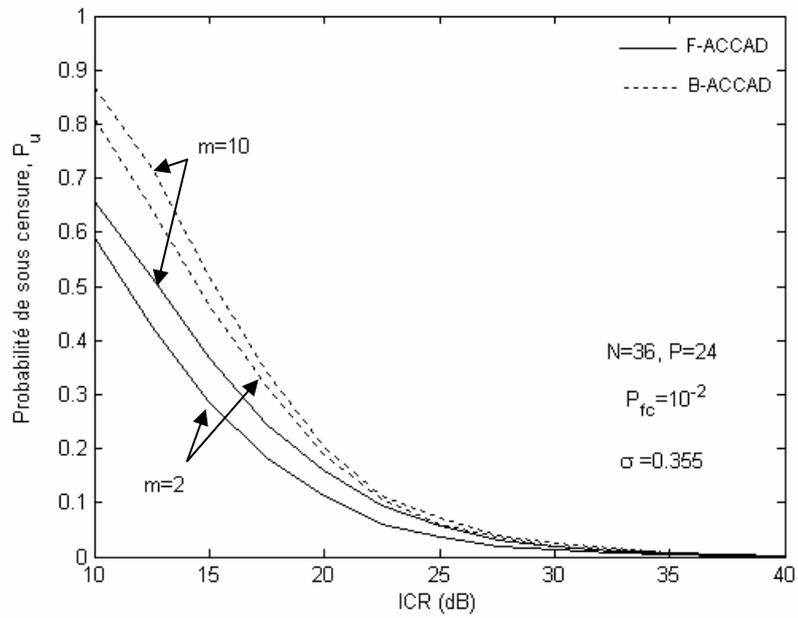


Figure 5.8 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACOSD dans un environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $P_{fc}=10^{-2}$ et $m=2$ et 10.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

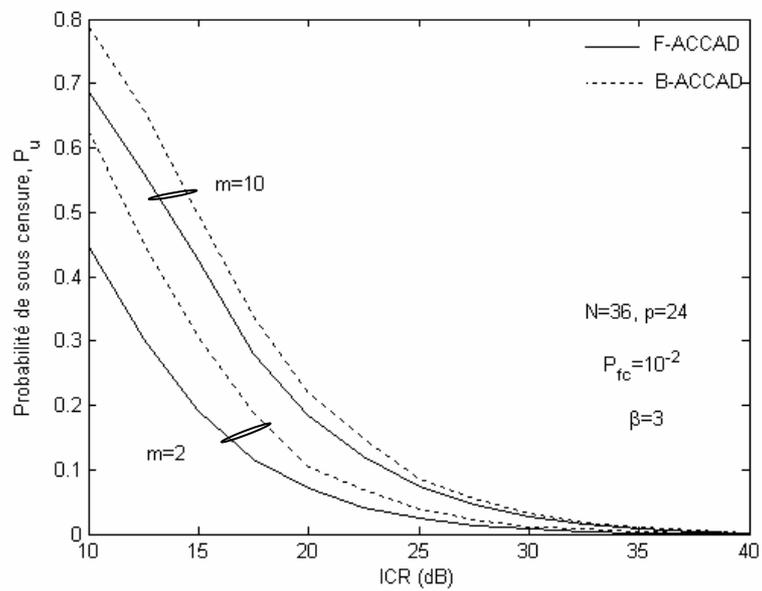
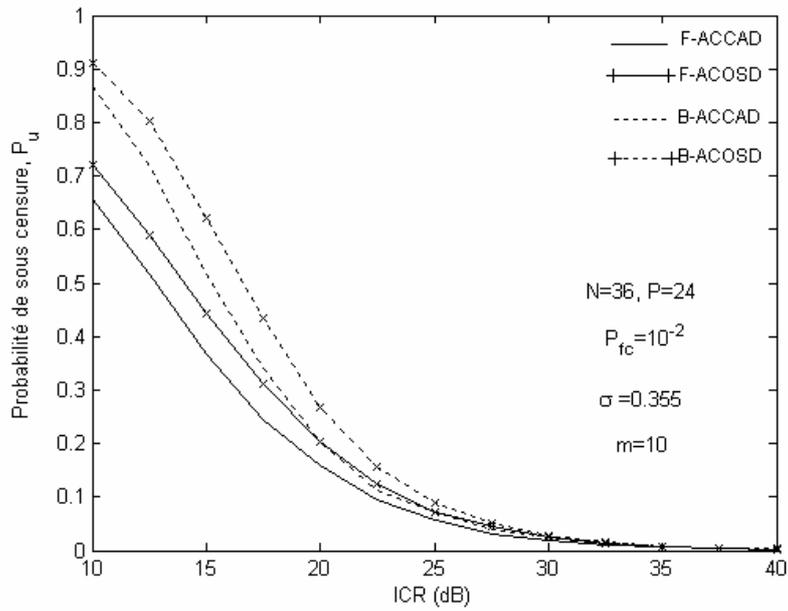


Figure 5.9 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACCAD dans un environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $P_{fc}=10^{-2}$ et $m=2$ et 10.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

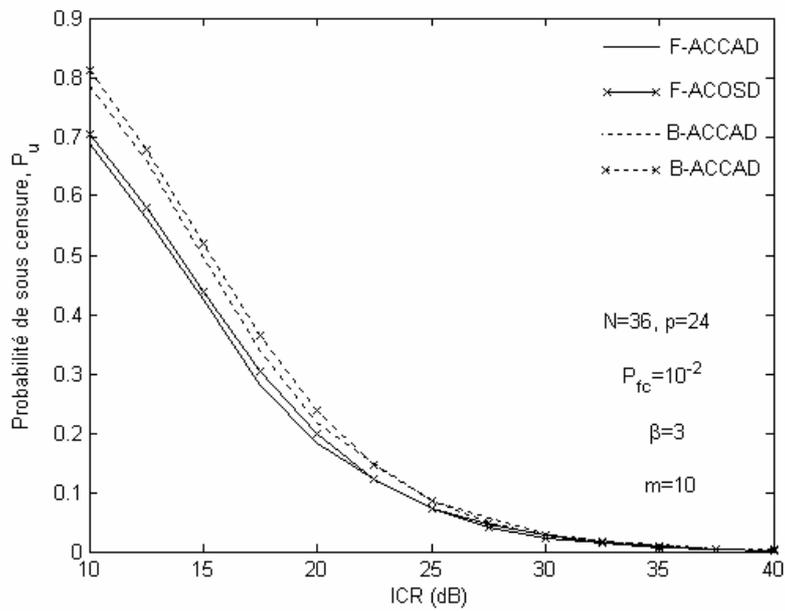


Figure 5.10 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACOSD et F/B-ACCAD dans un environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $P_{fc}=10^{-2}$ et $m=10$.

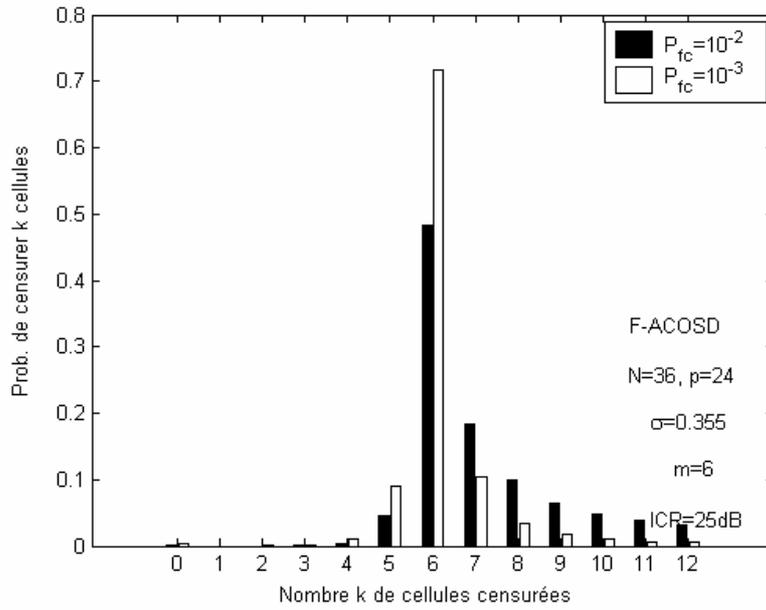
Ensuite, nous avons investigué l'influence de la probabilité de fausse censure sur la probabilité de censure du détecteur F-ACOSD dans des environnements lognormal et Weibull. Pour cela, la figure 5.11 montre la probabilité de censure de k cellules en fonction de k , pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$ et $m=6$, $ICR=25$ dB et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fc}=10^{-3}$. Nous remarquons que l'algorithme de censure du détecteur F-ACOSD a la capacité de déterminer le nombre exact d'interférences avec une probabilité de 0.4819 pour $P_{fc}=10^{-2}$ et 0.7172 pour $P_{fc}=10^{-3}$, dans un environnement lognormal et 0.6085 pour $P_{fc}=10^{-2}$ et 0.8239 pour $P_{fc}=10^{-3}$, dans un environnement Weibull. Comme pour la figure 5.6, il apparaît que la meilleure censure a lieu pour $P_{fc}=10^{-3}$, alors qu'en fait la meilleure censure est obtenue pour une $P_{fc}=10^{-2}$ et ce pour les mêmes raisons évoquées.

Pour tester l'influence de la probabilité de fausse censure (P_{fc}) sur la probabilité de sous-censure (P_u), nous avons reconduit les mêmes expériences avec les mêmes hypothèses que précédemment pour une P_{fc} égale à 10^{-2} et 10^{-3} et nous avons investigué d'avantage la censure en milieu interférent. Pour cela, les figures 5.12 et 5.13 donnent les variations de la P_u en fonction de ICR , associée aux algorithmes de censure des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD pour $m=6$ interférences, respectivement. Nous remarquons qu'un décroissement de la P_{fc} a un impact négatif sur les performances de ces algorithmes. En effet, une augmentation de la P_{fc} induit une diminution de la P_u , donc une augmentation de la P_o .

Les figures 5.14 et 5.15 représentent l'effet du paramètre de forme σ de la distribution lognormal ou β de la distribution Weibull, en présence de $m=8$ interférences, sur les performances des algorithmes de censure des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD, respectivement. La probabilité de sous censure est évaluée en fonction du σ pour $ICR=25$ et 35dB.

Les courbes (figure 5.14.a et 5.15.a) associées aux algorithmes de censure des détecteurs B-ACOSD et B-ACCAD, pour un $ICR=25$ dB, par exemple, montrent qu'un accroissement de σ de 0 à 1.5, induit une augmentation de la P_u (de 0.2 à 0.98). Ensuite, celle-ci elle reste constante pour σ allant de 1.5 à 2. Enfin, elle décroît pour $\sigma>2$ jusqu'à s'annuler pour $\sigma>8$. Notons que pour $ICR=35$ dB, la P_u a tendance à diminuer. Ceci conforte donc les résultats trouvés précédemment, en l'occurrence, plus ICR est grand, mieux est la censure. Similairement, les courbes correspondant aux algorithmes F-ACOSD et F-ACCAD exhibent la même allure mais, cette fois-ci la P_u atteint une valeur maximale de 0.23. Puis décroît pour $\sigma>1.2$ jusqu'à s'annuler $\sigma>3$. Il faut savoir que les intervalles de σ ou β (figure 5.14.b et 5.15.b) et de P_u varient en fonction de N , p , m et P_{fc} . Enfin, les investigations sur les données réelles de clutter ont donné des valeurs de σ varie dans la plage 0.355 à 1.147 [23].

(a) Environnement lognormal



(b) environnement Weibull

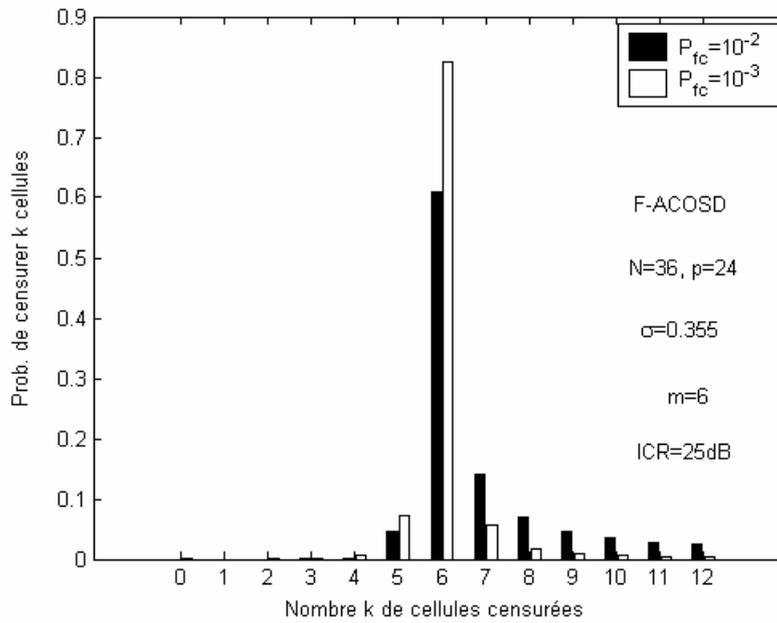
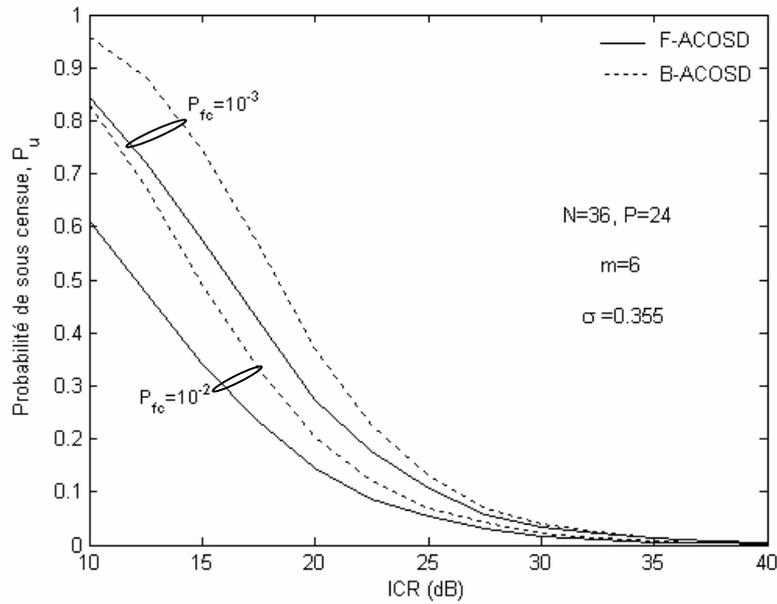


Figure 5.11 Probabilités de censure en fonction de k de l’algorithme F-ACOSD dans des environnements lognormal et Weibull pour $N=36$, $p=24$, $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $ICR=25dB$, $m=6$ et $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

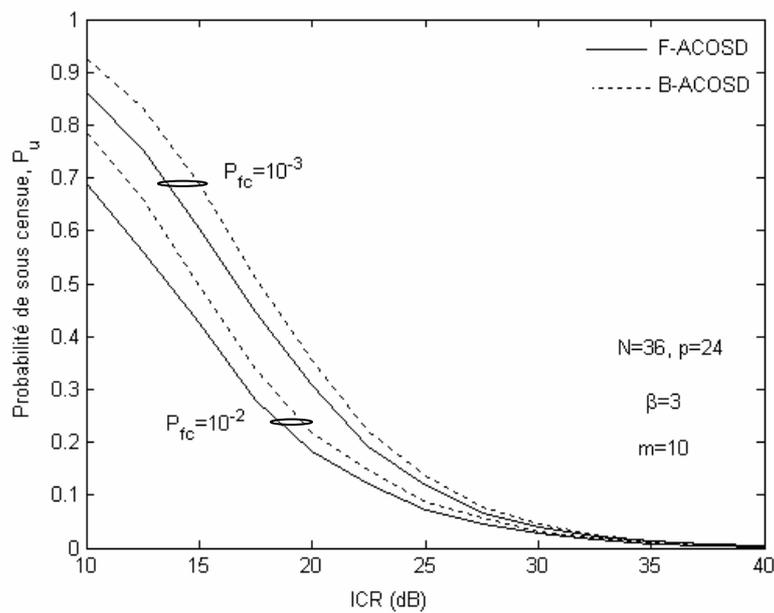
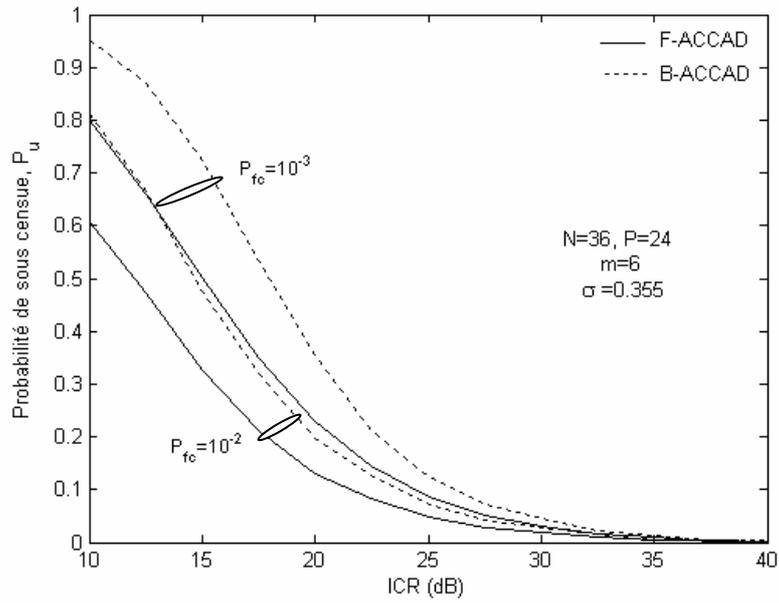


Figure 5.12 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACOSD dans un environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, ($\sigma=0.355$ et $m=6$), ($\beta=3$ et $m=10$) et $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

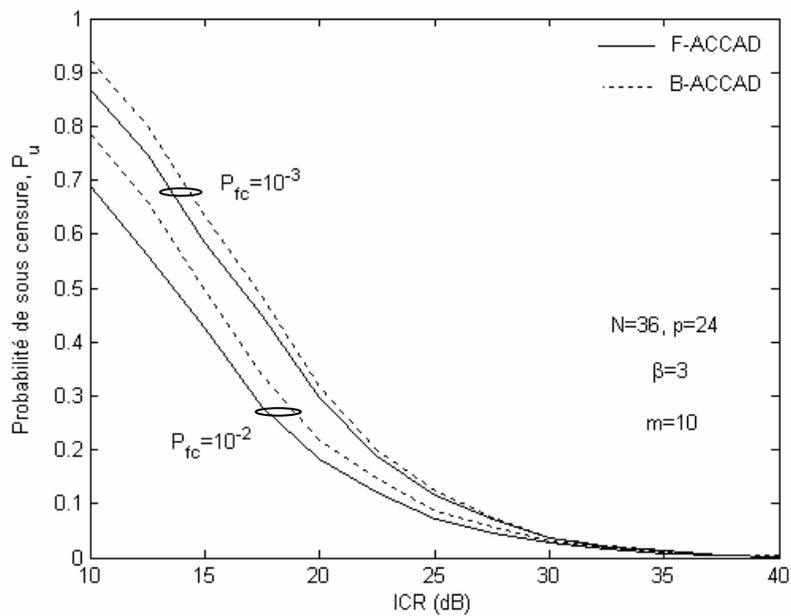
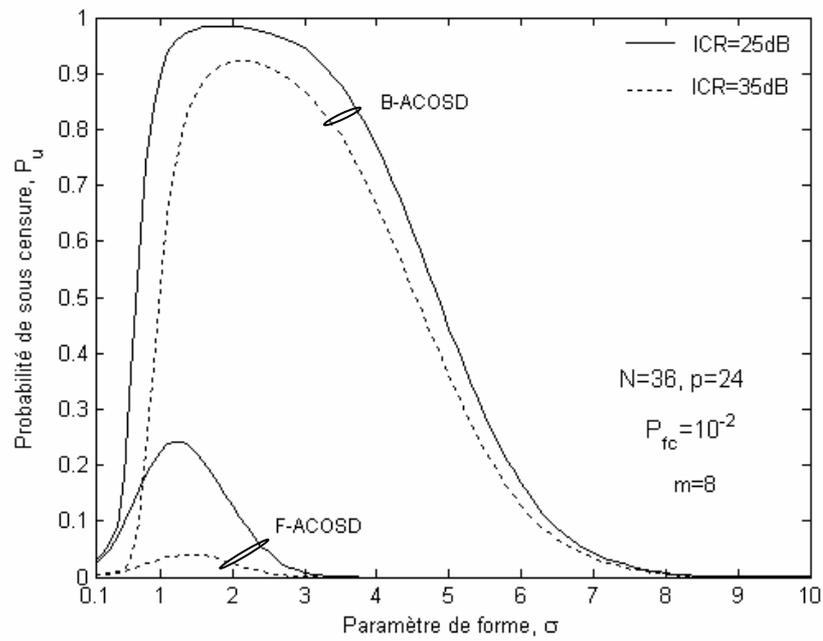


Figure 5.13 Probabilité de sous-censure en fonction de ICR des algorithmes F/B-ACCAD dans un environnement interférent, pour $N=36$, $p=24$, ($\sigma=0.355$ et $m=6$), ($\beta=3$ et $m=10$) et $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-3} .

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

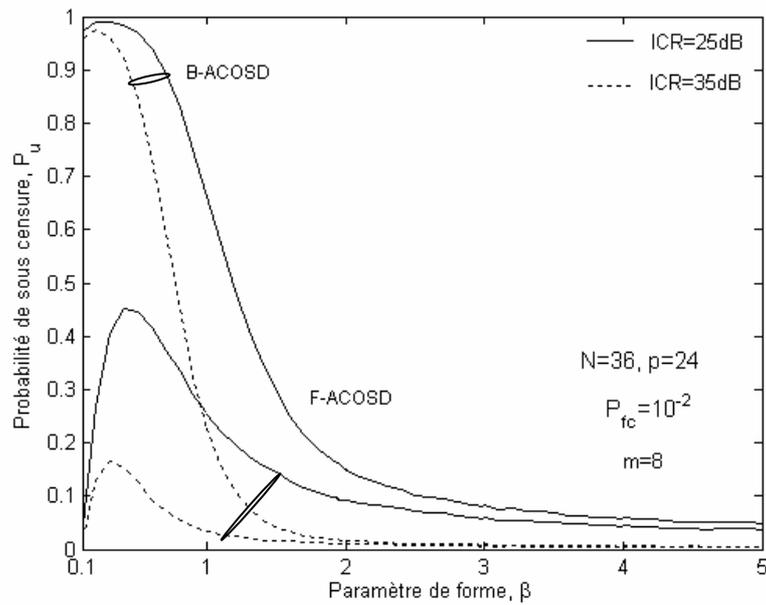
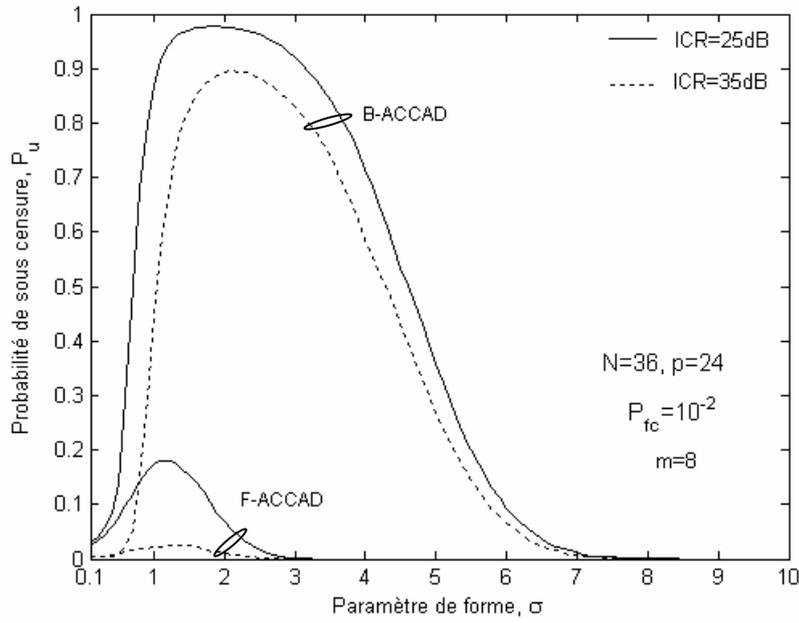


Figure 5.14 Probabilité de sous-censure en fonction de σ , (β) pour les algorithmes F/B-ACOSD dans un environnement interférent pour $(N, p) = (36, 24)$, $m=8$, $P_{fc}=10^{-2}$ et ICR=25dB et 35 dB.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

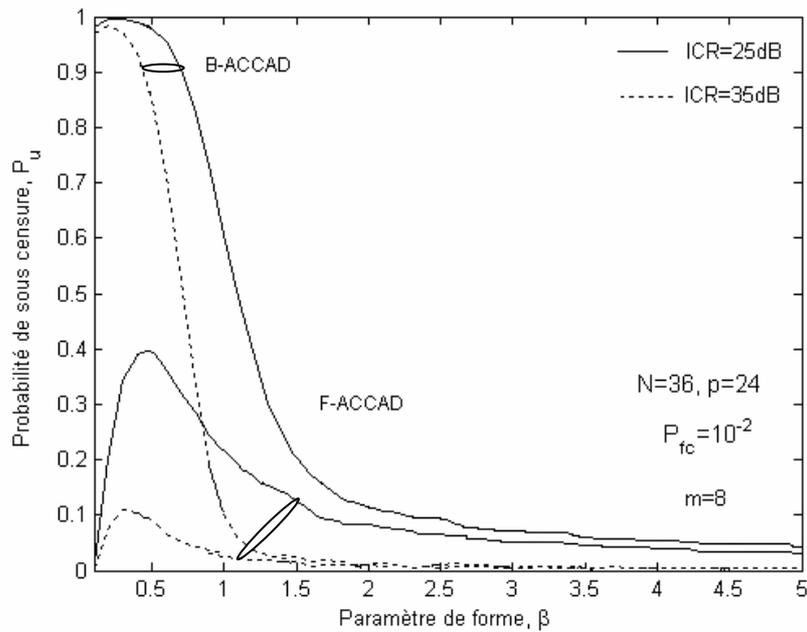


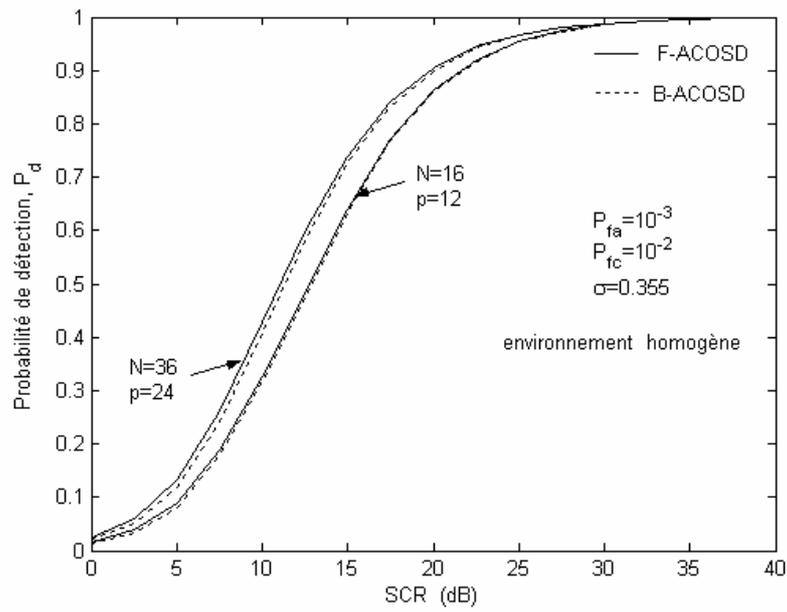
Figure 5.15 Probabilité de sous-censure en fonction de σ (β) des algorithmes F/B-ACCAD dans un environnement interférent, pour $(N, p)=(36, 24)$, $m=8$, $P_{fc}=10^{-2}$ et ICR=25dB et 35 dB.

5.2.1.4 Probabilité de détection

L'efficacité des algorithmes de détection automatique inhérents aux détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD doit être établie en évaluant la probabilité de détection pour différents scénarii de présence de cibles interférentes à différents niveaux de ICR, de paires (N, p) et de paramètre de forme σ et β . Dans cette optique, nous avons réalisé une série de tests, dans lesquels, nous avons évalué, par les simulations de Monte Carlo, les performances de détection dans des milieux homogène et interférent.

Les figures 5.16 et 5.17 présentent les performances de détection, à travers la P_d , des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD, respectivement, en fonction de SCR dans un environnement lognormal homogène de paramètre de forme $\sigma=0.355$ ou Weibull de paramètre de forme $\beta=3$ et ce pour des paires $(N, p)=(16,12)$ et $(36, 24)$, $P_{fa}=10^{-3}$ et $P_{fc}=10^{-2}$. Il est clair que le détecteur F-ACOSD donne les mêmes performances de détection que le détecteur B-ACOSD. Similairement, le détecteur F-ACCAD donne les mêmes performances de détection que le détecteur B-ACCAD. Par ailleurs, comme il est déjà admis, plus la longueur de la fenêtre de référence est grande, mieux est la détection. D'autre part, puisque, les détecteurs Forward exhibent des performances meilleures que celles des détecteurs Backward, nous avons jugé utile de comparer leurs performances respectives. Donc, la figure 5.18 montre que le détecteur F-ACCAD est légèrement plus performant que le détecteur F-ACOSD, car le premier dispose d'un seuil de détection qui estime les paramètres de forme et d'échelle alors que le second se contente d'un seuil de détection indépendant de leur estimation. Enfin, nous avons représenté, dans la figure 5.19, les performances de détection des détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD dans un environnement homogène lognormal en fonction du paramètre de forme σ et Weibull en fonction du paramètre de forme β , pour $P_{fa}=10^{-3}$, $P_{fc}=10^{-2}$, $N=36$, $p=24$ et $SCR=25$ et 35dB . En effet, pour des valeurs ascendantes de σ , contrairement à la P_u , la P_d commence par décroître, puis passe par un minimum et enfin croit jusqu'à atteindre sa valeur maximale.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

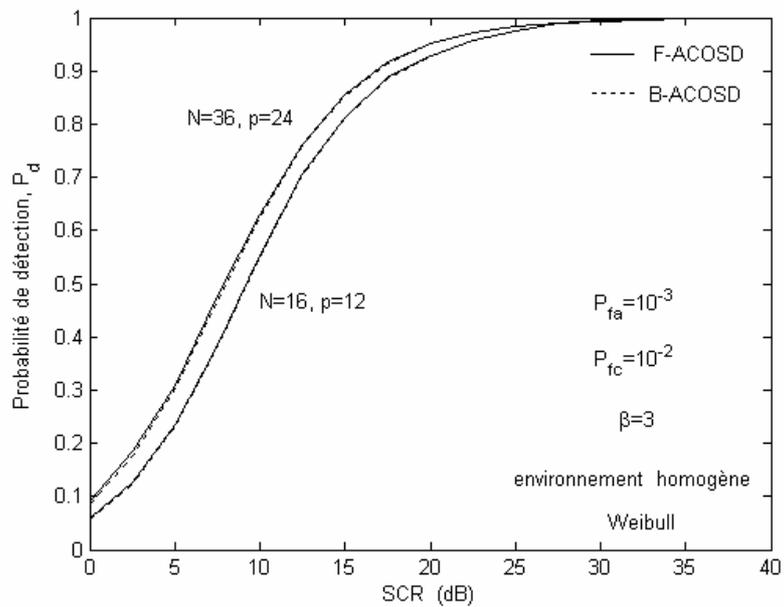
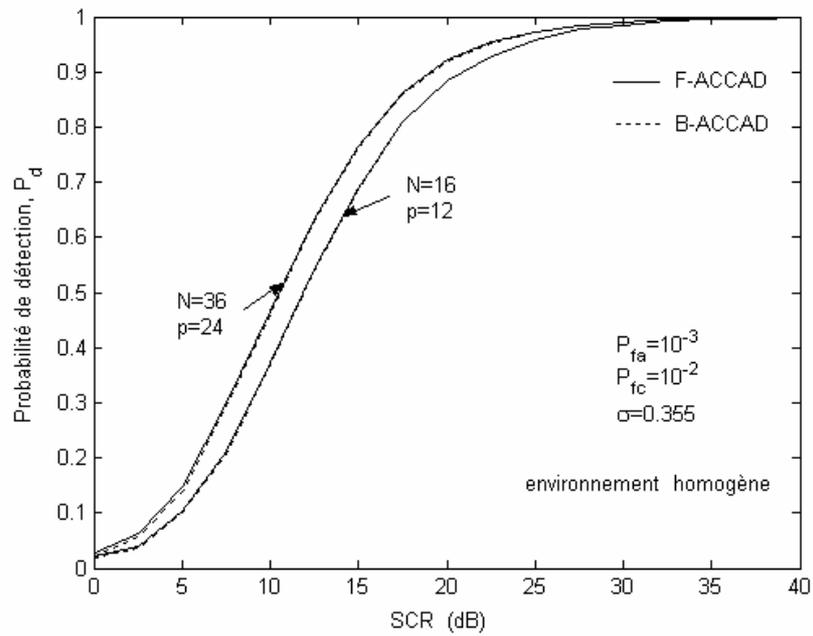


Figure 5.16 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACOSD dans un environnement homogène pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p)=(36, 24)$ et $(16, 12)$, et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

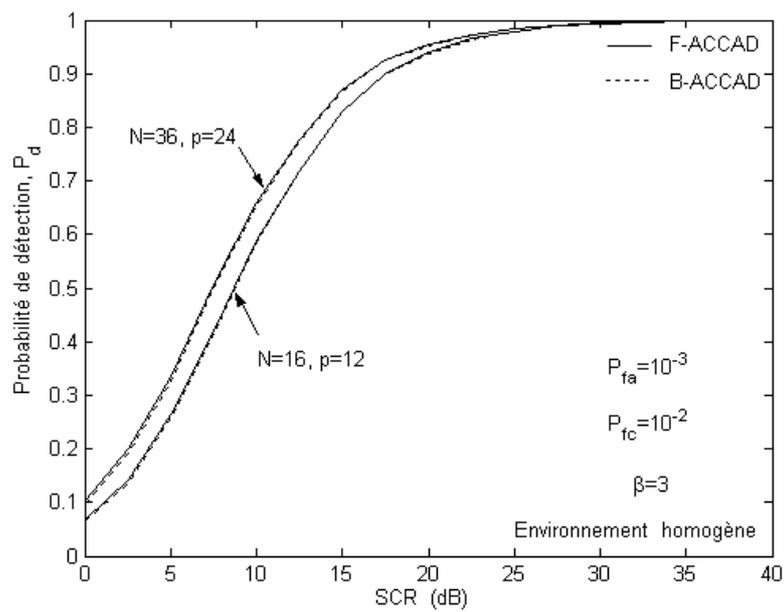
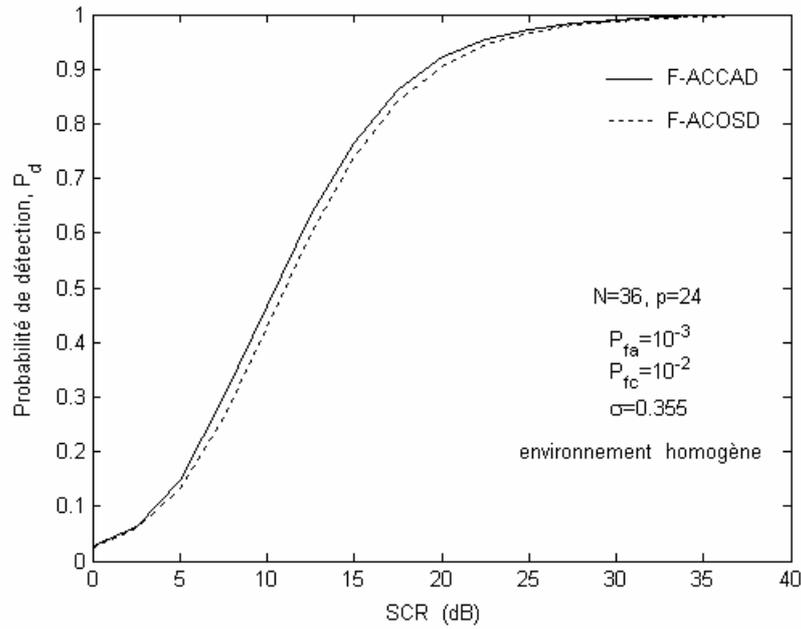


Figure 5.17 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACCAD dans un environnement homogène pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p)=(36, 24)$ et $(16, 12)$, et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

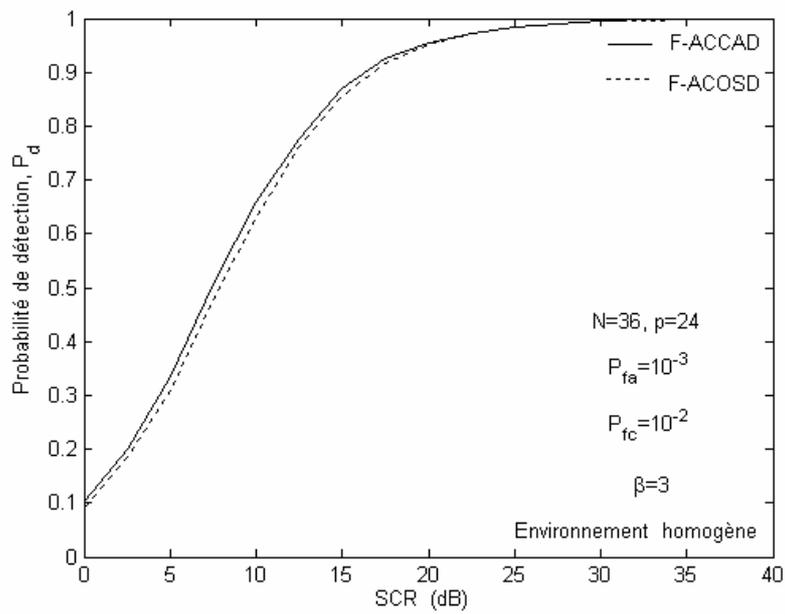
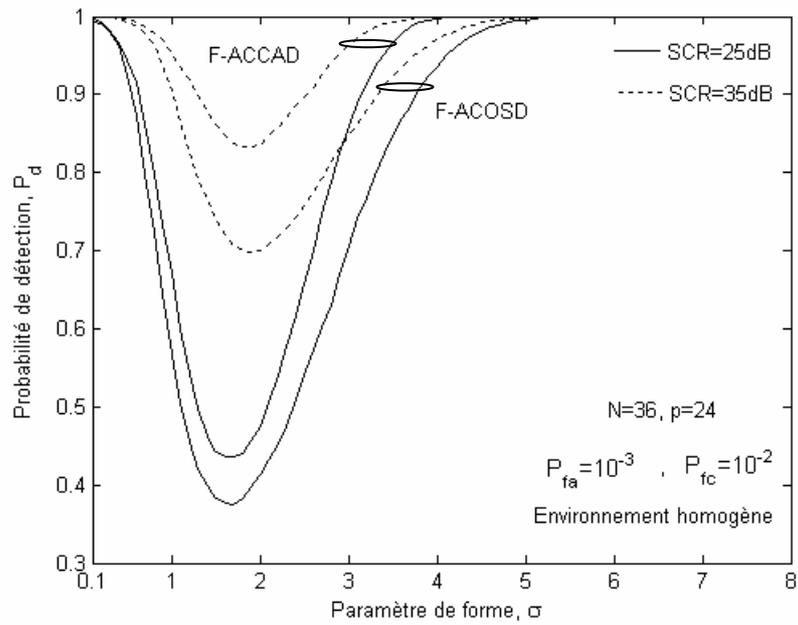


Figure 5.18 Comparaison des probabilités de détection en fonction de SCR des détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD dans un environnement homogène pour $\sigma=0.355$, $\beta=3$, $(N, p)=(36, 24)$ et $(16, 12)$ et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

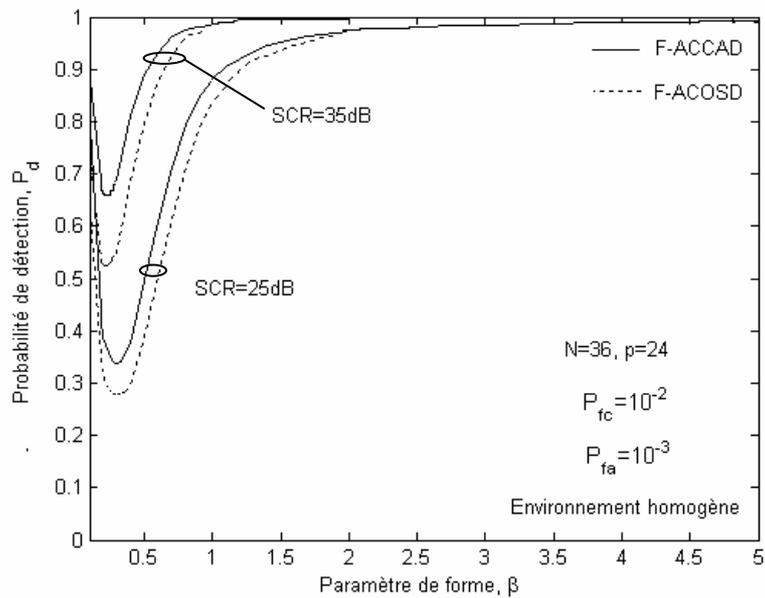
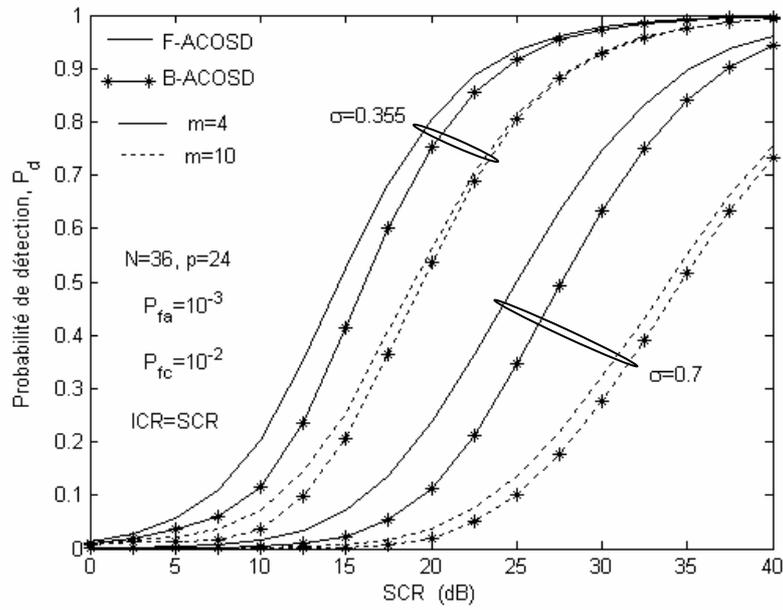


Figure 5.19 Probabilité de détection en fonction de σ (β) des détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD dans un environnement homogène pour $N=36, p=24, P_{fc}=10^{-2}, P_{fa}=10^{-3}$ et $SCR=25dB$ et $35 dB$.

Comme l'environnement est souvent perturbé par la présence de cibles interférentes, nous avons reconduit les mêmes expériences avec les mêmes hypothèses que précédemment. Cependant, les figures 5.20 et 5.21 illustrent l'effet du nombre d'interférences et de leur ICR, sur les performances des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD, respectivement. La probabilité de détection est tracée en fonction de SCR, pour $m=2$ et 10 interférences à $ICR=SCR$. Nous avons choisi une fenêtre de référence de longueur $N=36$, une population initiale $p=24$, un paramètre de forme $\sigma=0.355$ et 0.7, une $P_{fc}=10^{-2}$ et une $P_{fa}=10^{-3}$. Nous avons obtenu deux paquets de courbes, l'un pour $\sigma=0.355$ et l'autre pour $\sigma=0.7$. Notons, d'une part, que le premier paquet ($\sigma=0.355$), donne de meilleures P_d que le deuxième ($\sigma=0.7$). Ceci concorde avec la figure 5.19. D'autre part, contrairement au milieu homogène où les détecteurs Forward égalent en performance les détecteurs Backward, ici les premiers supplantent les derniers. Cependant, comme $ICR=SCR$, les pertes CFAR sont considérables lorsque nous passons de $m=4$ à $m=10$. Ils le sont d'avantage lorsque la valeur du paramètre de forme passe du simple au double.

Finalement, comme les détecteurs Forward exhibent des performances meilleures que celles des détecteurs Backward, nous avons jugé utile de comparer leurs performances respectives. Pour cela, la figure 5.22 montre que le détecteur F-ACCAD est plus performant que le détecteur F-ACOSD et ce pour les mêmes raisons évoquées précédemment. Cependant, les pertes CFAR sont beaucoup plus appréciables que celles obtenues dans le cas d'un environnement homogène.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

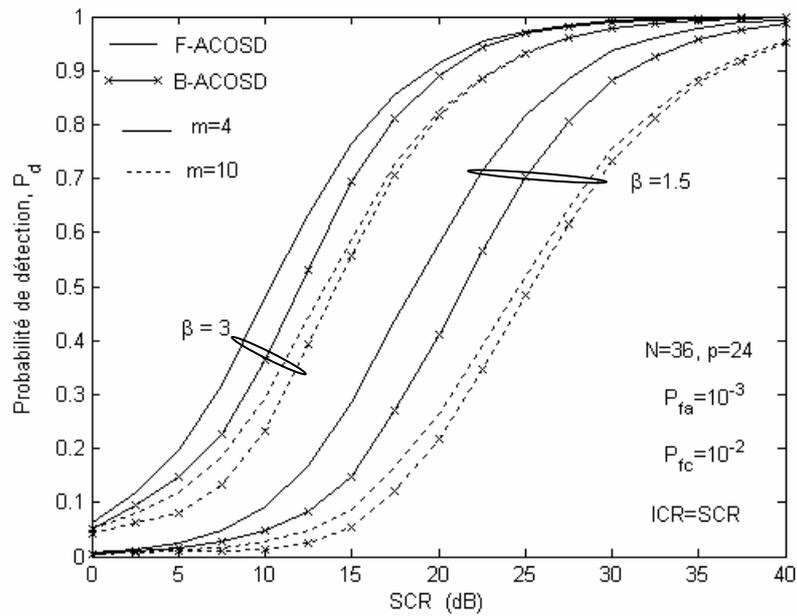
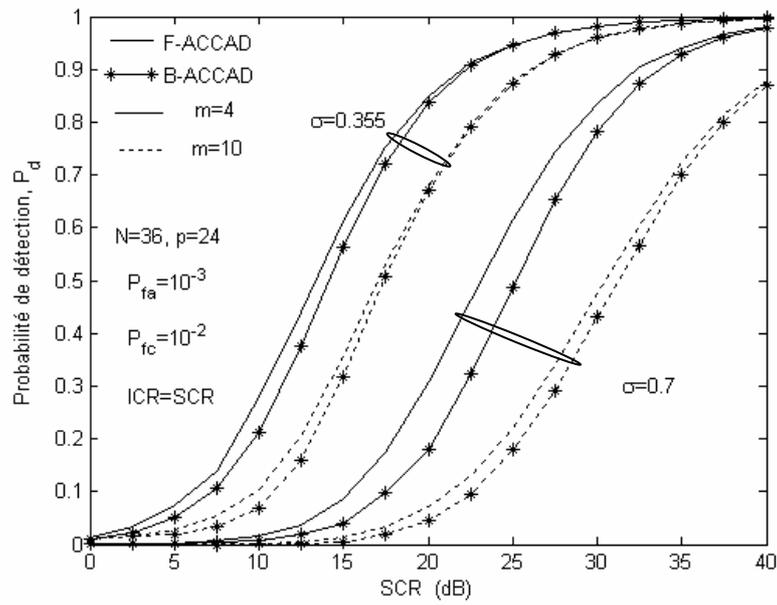


Figure 5.20 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACOSD dans un environnement interférent pour $\sigma=0.355$ et 0.7 , ($\beta=1.5$ et 3), $(N, p)=(36, 24)$, $m=4$ et 10 , $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

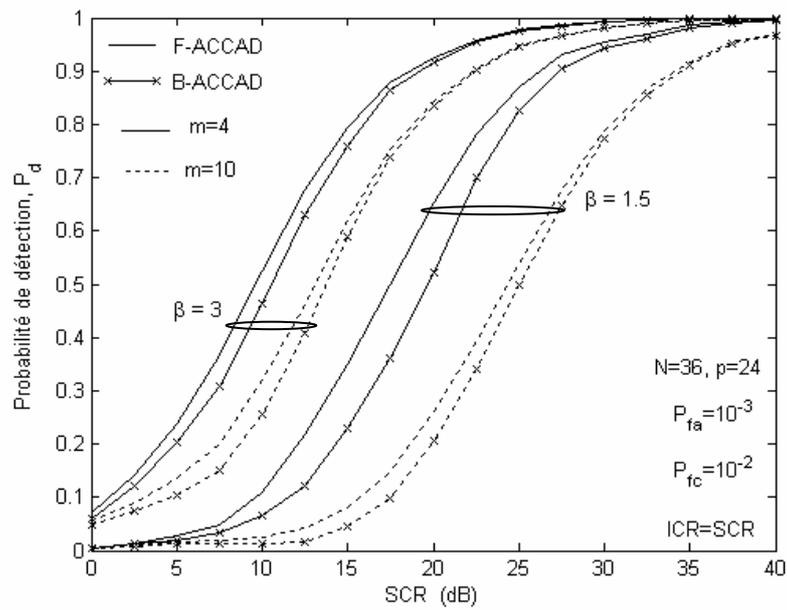
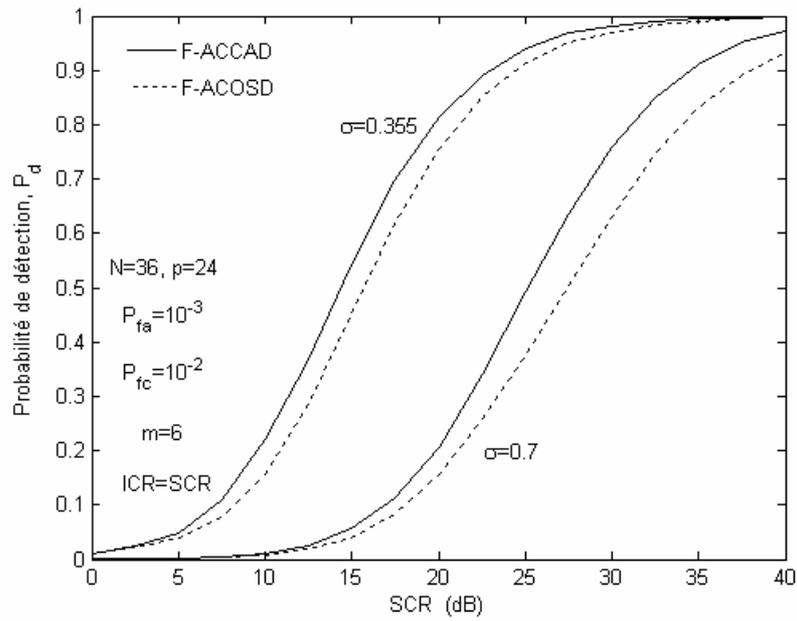


Figure 5.21 Probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs F/B-ACCAD dans un environnement interférent pour $\sigma=0.355$ et 0.7 , $\beta=1.5$ et 3 , $(N, p)=(36, 24)$, $m=4$ et 10 , $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

(a) Environnement lognormal



(b) Environnement Weibull

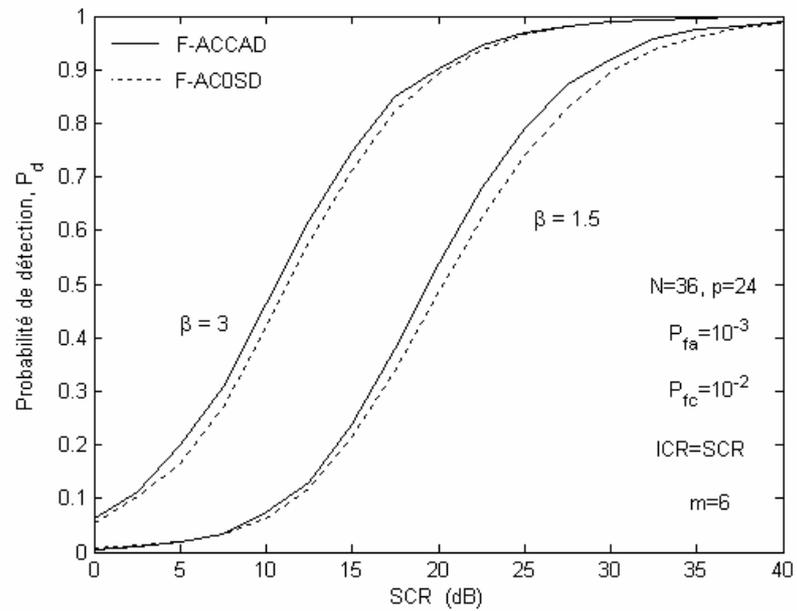


Figure 5.22 Comparaison des probabilités de détection en fonction de SCR des détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD dans un environnement interférent pour, $\sigma=0.355$ et 0.7 , $\beta=1.5$ et 3 , $(N, p) = (36, 24)$, $m=6$ et $P_{fc}=10^{-2}$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

5.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons simulé les performances de censure et de détection des détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD, dans des milieux lognormal et Weibull homogènes et en présence de cibles interférentes. L'efficacité des algorithmes de censure et de détection automatiques inhérents à ces détecteurs, a pu être établie en évaluant les probabilités de sous-censure et de détection pour différents scénarii de présence de cibles interférentes et ce à différents niveaux de ICR, de paires (N, p) et de paramètres de formes σ et β . Les résultats de la simulation ont montrés que les détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD sont robustes même en présence d'un nombre élevé d'interférences. Ainsi, nous avons remarqué que les détecteurs F-ACOSD et F-ACCAD sont meilleurs que B-ACOSD et B-ACCAD, respectivement, car ils présentent de petites valeurs de probabilité de sous-censure et une grande probabilité de détection en présence des interférences. Enfin, nous avons vu que le détecteur F-ACCAD est meilleur que le détecteur F-ACOSD, car il est caractérisé par de petites valeurs de probabilité de sous-censure et de grandes valeurs de probabilité de détection.

Chapitre 6

Conclusion générale

Résumé

Dans ce chapitre, nous rappelons les principaux résultats de notre travail. Ensuite, nous proposons quelques perspectives et suggestions pour des travaux futurs.

6.1 Conclusions

6.2 Perspectives

6.1. Conclusions

Dans ce travail, nous avons abordé le problème de la censure automatique ainsi que son application dans la détection automatique des cibles radar. Nous avons introduit les détecteurs F/B-ACCAD et F/B-ACOSD basés sur les statistiques d'ordre et la technique de la censure automatique des cibles interférentes pouvant être présentes dans la fenêtre de référence dans des environnements lognormal et Weibull. Nous avons commencé notre étude par un état de l'art sur les détecteurs CFAR mono-impulsion existants dans la littérature radar et un rappel sur les concepts radar et la détection adaptative CFAR. Ensuite, nous avons développé quelques lois de distributions dans le but de pouvoir les utiliser pour modéliser les environnements dans lequel nous avons effectué la détection d'une cible avec un taux de fausse alarme constant.

Par la suite, Nous avons fait une analyse détaillée des détecteurs F-ACCAD, F-ACOSD et B-ACOSD, et par la même, nous avons mis au point un autre détecteur que nous avons baptisé B-ACCAD. Nous avons alors comparé leurs performances dans des milieux lognormal et Weibull et ce sans aucune information préalable sur le nombre d'interférences et sur les paramètres de la distribution qui modélise le clutter.

Pour estimer les paramètres de la distribution lognormal, nous avons utilisé une approximation linéaire BLUE. Quant aux paramètres de la distribution Weibull, nous les avons estimés par le biais des estimateurs MLE.

Le choix du nombre p des échantillons ordonnés utilisés comme population initiale est très important pour que cette population soit homogène. Ceci a pour effet de garantir la robustesse du détecteur aussi bien dans un clutter homogène que dans un clutter non homogène. Il est montré qu'une valeur de p voisine de $2N/3$ est parfaitement convenable pour réduire les excès du taux de fausses alarmes au niveau de la transition du clutter.

Pour ce qui concerne les probabilités de fausse alarme, de fausse censure et de détection, les expressions analytiques pour les pdfs des seuils adaptatifs sont difficiles à obtenir. C'est pour cette raison que nous avons utilisé les simulations de Monte Carlo, à travers le logiciel Matlab. Cet outil nous a permis de vérifier un certain nombre de résultats trouvés en théorie. Principalement, nous avons supposé dans toutes nos simulations un détecteur d'enveloppe linéaire et une cellule sous test pouvant contenir une cible de type Swerling I ou II.

Nous avons montrés que les détecteurs F/B-ACOSD et F/B-ACCAD ont des performances identiques dans le cas d'un environnement homogène. Cependant, en présence des interférences (au maximum $N-p$), les détecteurs Forward sont plus robustes que les détecteurs Backward. Il n'en demeure pas moins que c'est le détecteur F-ACCAD qui offre les meilleures performances de censure et de détection surtout en présence des interférences.

6.2 Perspectives

L'élaboration de ce modeste travail, nous a permis de découvrir beaucoup de vertus des détecteurs basés sur la technique de la censure automatique. Les axes à envisager comme perspectives à des travaux futurs, sont les suivants:

- 1 Test de la robustesse de cette technique de censure automatique en la présence concomitante de bord de clutter et de cibles interférentes.
- 2 Test de la robustesse de cette technique de censure automatique pour le cas des cibles de types Swerling III et Swerling IV.
- 3 Test de la robustesse de cette technique de censure automatique pour les détecteurs CFAR à plusieurs impulsions.
- 4 Il serait intéressant d'envisager de nouvelles techniques de censure automatique en se basant sur l'index de variabilité dans des milieux lognormal et Weibull, voire même K et Gaussien composé.

Enfin, nous espérons que ce travail sera un bon support de documentation pour les étudiants qui s'intéressent à la détection adaptative CFAR et particulièrement à celle afférente à la technique de censure automatique dans des milieux non Gaussiens.

Références bibliographiques

- [1] Laroussi, T., 'Détection adaptative CFAR de cibles chi-square corrélées à plusieurs degrés de liberté en présence de fouillis Rayleigh corrèle,' Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, Décembre 2005.
- [2] Finn, H. M., et Johnson, R. S., 'Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates,' RCA Review, 29, (3), 1968, pp. 414-464.
- [3] Hansen, V. G., et Sawyers, J. H., 'Detectability loss due to greatest-of-selection in a cell averaging CFAR,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-16, 1980, pp. 115-118.
- [4] Weiss, M., 'Analysis of some modified cell-averaging CFAR processors in multiple-target situations,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-18, (1), 1982, pp. 102-114.
- [5] Trunk, G. V., "Range resolution of targets using automatic detection, 'IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-14, (5), 1978, pp. 750-755.
- [6] Mc Lane, P. J., Wittke, P. H., et Ips, C., 'Threshold control for automatic detection in radar systems,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-18, (2), 1982, pp. 242-248.
- [7] Al Hussayni, E. K; et Ibrahim, B. M., 'Comparison of adaptive cell-averaging detectors for multiple target situations,' IEE Proceedings F, Communications, Radar and Signal Processing, 133, (3), 1986, pp. 217-223
- [8] Rickard, J. T., et Dillard, G. M., 'Adaptive detection algorithms for multiple target situations,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-13, (4), 1977, pp. 338-343.
- [9] El Mashade, M. B., 'Analysis of the censored mean level CFAR processor in multiple target and nonuniform clutter,' IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, Vol. 142, N°5, 1995, pp. 259-266.

- [10] Rholing, H., 'Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-19, (4), 1983, pp. 608-621.
- [11] Gandhi, P.P., et Kassam, S.A., 'Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background', IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-24, (4), 1988, pp. 427-445.
- [12] Himonas, S. D., et Barkat, M., 'Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-28, (1), 1992, pp. 286-304.
- [13] Himonas, S. D., et Barkat, M., 'Adaptive censored greatest of CFAR detection,' IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, Vol. 139, N°3, 1992, pp. 247-255.
- [14] Farrouki, A., et Barkat, M., 'Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments,' IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, Vol. 152, N° 1, February 2005, pp.43-51.
- [15] Smith, M. E., et Varshney, P. K., 'Intelligent CFAR processor based on data variability,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-36, (3), 2000, pp. 837-847.
- [16] Almarshad, M. N., Ashbeili, S. A., et Barkat, M., 'A Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector for Multiple target Situations in Log-Normal Clutter,' PWASET Vol. 17, December 2006, pp.1307-6884.
- [17] Almarshad, M. N., Barkat, M., et Ashbeili, S. A., 'A Monte Carlo simulation for two novel automatic censoring techniques of radar interfering targets in log-normal clutter,' Signal Process, (2007).
- [18] Farina, A., et Gini, F., 'Tutorial on Advanced Topics on Radar Detection in Non-Gaussian Background,' International Conference on Radar Systems, Brest, France, May 1999.
- [19] Goldstein, G. B., 'False Alarm Regulation in Log-Normal and Weibull Clutter,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-9, (1), January 1973, pp. 84-92.

- [20] Weber, P. et Haykin, S., 'Ordered Statistic CFAR Processing for Two-Parameter Distributions with Variable Skewness,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-21, (6), November 1985, pp. 819-821.
- [21] Ravid, R., et Levanon N., 'Maximum-Likelihood CFAR for Weibull Background,' IEE Proceedings, Vol. 139, No. 3, June 1992, pp. 256-263.
- [22] Guida, M. et al, 'Biparametric Linear Estimation for CFAR against Weibull Clutter,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-28, (1), January 1992, pp. 138-152.
- [23] Guida, M. et al, 'Biparametric Linear Estimation for CFAR for Lognormal Clutter,' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-29, (3), July 1993, pp. 798-809.
- [24] Barnard, T. J., et Weiner, D.D: 'Non-Gaussian clutter modeling with generalized spherically invariant random vectors', IEEE Trans. Signal Process., 1996, 44, (10), pp. 2384-2390
- [25] Conte, E., et Longo, M.: 'Characterisation of radar clutter as a spherically invariant random process', IEE Proc. F, Commun. Radar Signal Process., 1987, 134, (2), pp. 191-197
- [26] Farina, A., Gini, F., Greco, M., et Verrazzani, L.: 'High resolution sea clutter data: a statistical analysis of recorded live data', IEE Proc., Radar Sonar Navig., 1997, 144, (3), pp. 121-130
- [27] Jakeman, E., et Pusey, P.N.: 'A model for non-Rayleigh sea echo', IEEE Trans. Antennas Propag., 1976, 24, pp. 806-814
- [28] Barkat, M., 'Signal Detection and Estimation', Boston: Artech House, 2005, Second Edition.
- [29] Messali, Z., 'Performances des détecteurs distribués CFAR dans un clutter α -stable basée sur des méthodes de prétraitement: La transformée en ondelettes et la compression non linéaire', Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, 2007.
- [30] Boudemagh, N., 'Détecteur CMLD-CFAR utilisant les réseaux de neurones artificiels dans un clutter log-normal en présence de cibles interférentes', Mémoire de magister, Université du 20 AOUT 1955 – Skikda, 2004-2007.

- [31] Chabbi, S., et Behloul, A., 'Analyse des Détecteurs MLE-CFAR censuré et OS-CFAR dans un Environnement Weibull,' mémoire d'ingénieur d'état, Université de Constantine, Département d'électronique, Promotion 2006.
- [32] Agence Nationale des Fréquences, 'Perturbations Du Fonctionnement Des Radars Fixes De L'Aviation Civile Et De La Défense Par Les Eoliennes', Version 1 approuvée le 02/05/2006 par la Commission Consultative de la Compatibilité Electromagnétique.
- [33] Thierry Rabaud, 'Les radars' Sagem Défense Sécurité, Directeur du Département Transport, CNAM, 2006.
- [34] Colin, J.M., 'Radar', Ecole Supérieur d'Electricité, 1988.
- [35] Farrouki, A., 'Censure automatique dans les détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre,' Thèse de Doctorat d'état, Université de Constantine, Juin 2005.
- [36] Gilles Paquet, 'Détection Électromagnétique, Fondement théoriques et applications radar,' Masson, Paris, 1997.
- [37] Sayama, S., et Sekine, M., 'Weibull distribution and K-distribution of sea clutter observed by X-band radar and analyzed by AIC' IEICE Transactions on Communivatio., Vol.E83, NO.9, Semptember 2000, pp.1978-1982
- [38] Norouzi, Y., Gini, F., Nayebi M. M., et Greco, M., 'Non -coherent radar CFAR detection based on goodness-of-fit tests,' IET Radar Sonar and Navigation, 2007, 1, (2), pp. 98-105.
- [39] Emmanuelle JAY, 'Détection en environnement non-Gaussien,' Thèse présentée pour l'obtention du Doctorat de l'Université de Cergy-Pontoise (spécialité Traitement du Signal), Université de Cergy Pontoise, Juin 2002.
- [40] Al-Hussayni, E. K., 'Performance of an ordered statistic CFAR processor in lognormal Clutter,' Electronic letters, Vol.24, No.7, March 1988.