



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



جامعة الإخوة منتوري قسنطينة
Faculté des Sciences de la Technologie
Département d'Electronique
Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM)

N° d'Ordre:

Série:

Mémoire

Présentée pour Obtenir le Diplôme de

Magister en Electronique

Option: Traitement du Signal

Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Inhomogènes

Présentée par

Sofiane BENZEROUG

Encadré par Pr Toufik LAROUSSI

Assisté par Dr Souad CHABBI

Devant la Commission d'Examen

Président

Fauzi SOLTANI

Professeur

UFM, Constantine

Rapporteur

Toufik LAROUSSI

Professeur

UFM, Constantine

Examineurs

Zoheir HAMMOUDI

Professeur

UFM, Constantine

Atef FARROUKI

Professeur

UFM, Constantine

Année Universitaire 2015-2016

Dédicaces

Je dédie ce Mémoire

A ma chère mère qui tient une place immense dans mon cœur.

Maman, vous représentez pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de la tendresse et l'exemple du dévouement

A mon cher père qui n'a pas cessé de m'encourager et qui était toujours fier de moi.

Papa, merci à vous pour les valeurs nobles que vous m'avez inculquées, la bonne éducation et le soutien permanent que vous m'avez prodigués.

Je mets entre vos mains, le fruit de vos années de sacrifice et de privation.

Qu'Allah vous garde et vous protège.

A mes sœurs et mes frères.

A tous les membres de ma famille; grands et petits.

A toutes mes amies et tous mes amis.

Remerciements

Le travail présenté dans ce Mémoire de Magister a été effectué au niveau du Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM), Département d'Electronique, Université des Frères Mentouri, Constantine.

Je tiens, avant tout, à remercier Allah le Tout Puissant qui m'a illuminé le chemin de la science et qui m'a donné la force, la volonté, la santé et la patience pour affronter les obstacles de la vie.

Mes reconnaissances les plus sincères vont à mon Directeur de Mémoire, le Professeur Toufik LAROUSSE, Chef de l'Equipe 'Détection et Estimation' au Laboratoire SISCOM, Université des Frères Mentouri, Constantine, qui m'a conseillé, m'a orienté et m'a soutenu pour achever ce travail.

Mes vifs remerciements vont aussi au Docteur Souad CHABBI, Maître Assistance à l'Université des Frères Mentouri, Constantine, pour son aide et ses précieuses orientations qui ont grandement facilité mon travail. Qu'elle trouve ici le témoignage de ma sincère gratitude et mon profond respect.

Mes sincères remerciements vont également au Président du Jury et aux Membres du Jury pour la confiance et l'intérêt qu'ils m'ont accordé en acceptant d'évaluer ce modeste travail.

Aussi, j'adresse mes sincères remerciements à tous les enseignants du Département d'Electronique qui ont guidé mes réflexions durant toutes mes années des études.

Enfin, un grand merci à toutes les personnes qui ont participé à l'élaboration de ce travail.

Résumé

Dans ce mémoire de Magister, nous nous intéressons à l'amélioration de la performance de la détection CFAR (Constant False Alarm Rate) d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter Weibull ou Log-normal inhomogène de paramètres inconnus. Nous supposons que la fenêtre de référence puisse contenir un bord de clutter de position inconnue; scindant ainsi les échantillons de référence en deux parties, chacune IID (independent and identically distributed), mais de puissances différentes. A ce titre, dans ce travail, nous analysons et comparons deux techniques de localisation automatique de la position d'un bord de clutter pouvant être présent dans la fenêtre de référence [1-3]. Pour ce faire, dans la première technique [1], une amplification logarithmique est introduite; les distributions Log-normale et Weibull sont donc réduites à des distributions Normale et Gumbel, respectivement. Toutefois, dans la deuxième technique [2, 3], les échantillons sont préalablement classés en ordre croissant. Enfin, pour estimer le niveau du clutter et décider de la présence ou de l'absence de la cible d'intérêt, l'ensemble homogène sélectionné par chaque technique est utilisé par un détecteur CFAR puisé dans la littérature radar. Plus précisément, ce détecteur CFAR est composé de deux algorithmes, l'un à vocation de censure et l'autre à vocation de détection CFAR. En effet, dans le cas de la présence d'un bord de clutter, la vertu des détecteurs à censure automatique induit une amélioration appréciable des performances de détection par rapport à leurs homologues à censure fixe. Pour asseoir l'efficacité de la censure et de la détection de chaque détecteur à censure automatique, nous le comparons dans une pléiade de scénarios, à travers les simulations de Monte Carlo, à son homologue à censure fixe. Les résultats obtenus montrent que ces détecteurs exhibent les mêmes performances de détection pour un clutter homogène. Cependant, ceux à censure automatique surpassent significativement ceux à censure fixe dans le cas de la présence d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence.

Mots Clés: Censure automatique bilatérale, censure à point(s) fixe(s), détection CFAR, censure CFCR, clutter Log-normal, clutter Weibull, distribution Gumbel.

Abstract

In this Master's thesis, we deal with the improvement of the performance of the CFAR (Constant False Alarm Rate) detection of a Swerling I type target embedded in an inhomogeneous Weibull or Log-normal clutter with unknown parameters. We assume that the reference window may contain a clutter edge, with an unknown position, partitioning the reference window into two sets of IID (independent and identically distributed) Weibull or Log-normal samples each but with different powers. In doing this, we analyze and compare two techniques of automatic localization of a clutter edge position [1-3] whose goal is the automatic censoring of the unwanted samples of either smaller or greater power. To this end, in the first technique [1], a logarithmic amplifier is necessarily introduced; i.e., the Weibull and Log-normal distributions are reduced, respectively, to a Gumbel and Normal distributions. In the second, however, technique found in [2, 3], the samples should first be sorted in an ascending order. Finally, to estimate the clutter level and decide the presence or the absence of the primary target, the selected homogeneous set yielded by each technique is incorporated in one of the suitable CFAR detectors found in the radar literature. More precisely, the CFAR detector should perform two tasks (algorithms); censoring and CFAR detection. Indeed, the virtue of the automatic censoring detector is the considerable improvement of detection performance over the corresponding detector, i.e., fixed point censoring detector. To assess the efficiency of the censoring and detection of each improved detector, we compare it in different scenarios, through Monte Carlo simulations, with its corresponding fixed point censoring detector. The obtained results show that both exhibit the same performance in a homogeneous clutter; however the former significantly outperforms the latter in the presence of a clutter edge within the reference window.

Keywords: Dual or Bilateral automatic censoring, fixed-point(s) censoring, CFAR detection, CFCR censoring, Log-normal clutter, Weibull clutter, Gumbel distribution.

ملخص

في مذكرة الماجستير هذه، نهتم بتحسين أداء الكشف بنسبة إنذار خاطئ ثابتة على هدف من نوع Swerling I محتوى في فوضى Weibull أو Log-normal غير متجانسة مع عوامل مجهولة. نفترض أن النافذة المرجعية قد تعاني من حد فوضى، مع مكان مجهول، يقسم العينات المرجعية إلى جزئين مع توزيعات مختلفة Weibull أو Log-normal مستقلة وموزعة بشكل مطابق. لذلك، في هذا العمل، قمنا بتحليل ومقارنة تقنيتين أوتوماتيكتين لتحديد مكان حد الفوضى [1-3] بهدف البتر الأوتوماتيكي للعينات غير المرغوب فيها ذات القوى الصغرى أو الكبرى. لهذا، في التقنية الأولى [1]، أدخل إجباريا مضخم لوغاريتمي، التوزيعات Weibull و Log-normal تحولت إلى توزيعات Gumbel و Normal على التوالي. في حين، في التقنية الثانية [2، 3]، العينات يجب أن ترتب مسبقا ترتيبا تصاعديا. وأخيرا، لتقدير مستوى الفوضى وتقرير وجود أو عدم وجود الهدف، المجموعة المتجانسة المختارة من طرف كل تقنية يتم إدخالها في كاشف ذو نسبة إنذار خاطئ ثابتة تقليدي ومناسب. على وجه التحديد، هذا الكاشف يتكون من خوارزمتين، واحدة للبتر والأخرى للكشف. في الواقع، الفائدة من الكواشف المحسنة، أي ذات نقطة البتر الأوتوماتيكية، هو التحسين المعتبر لأداء الكشف للكواشف التقليدية المناسبة، أي ذات نقطة الكشف الثابتة، في حالة وجود حافة فوضى في النافذة المرجعية مع مكان مجهول. لتأكيد فعالية البتر والكشف لكل كاشف محسن، قمنا بمقارنته، في مجموعة من السيناريوهات، من خلال محاكاة Monte Carlo، مع الكاشف التقليدي المناسب. من خلال النتائج المتحصل عليها، يبدو أن الكاشف المحسن والكاشف التقليدي المناسب لهما نفس الفعالية في فوضى متجانسة، لكن الأول يتفوق على الثاني بشكل ملحوظ إذا وجد حد فوضى في النافذة المرجعية.

الكلمات المفتاحية: بتر أوتوماتيكي ثنائي، بتر ذو نقطة (نقاط) ثابتة، كشف CFAR
ضوضاء Log-normal، ضوضاء Weibull توزيع Gumbel

Table des Matières

Chapitre 1	
Etat de l'Art des Détecteurs CFAR en Milieux Gaussien, Weibull et Log-normal	
1.1 Introduction	2
1.2 Etat de l'Art des Détecteurs CFAR Mono-impulsion en Milieux Gaussien, Weibull et Log-normal	3
1.2.1 Détecteurs CFAR à Niveaux Moyens	3
1.2.2 Détecteurs CFAR Basés sur les Statistiques d'Ordre	5
1.2.3 Détecteurs CFAR Basés sur les Algorithmes à Censure Automatique	6
1.3 Différents Types de Bruit	10
1.3.1 Bruit Thermique	11
1.3.2 Fouillis (Clutter)	11
1.3.2.1 Clutter de Volume et Clutter de Surface	12
a) Clutter de Volume	12
b) Clutter de Surface	12
1.3.2.2 Clutter Homogène et Clutter Inhomogène	12
a) Clutter Homogène	12
b) Clutter Inhomogène	13
1.4 Modèles Statistiques du Clutter	14
1.5 Modèles Statistiques de Cibles	15
1.6 Détection CFAR à Censure Fixe	18
1.7 Détection CFAR à Censure Automatique	20
1.8 Contribution	22
1.9 Organisation du Manuscrit	22
Chapitre 2	
Localisation de la Position du Bord de Clutter et Détection CFAR en Milieux Weibull et Log-normal	
2.1 Introduction	25
2.2 Quelques Lois de Distributions	25
2.2.1 Distribution Uniforme	26

Table des Matières

2.2.2 Distribution Gaussienne	26
2.2.3 Distribution Log-normale	26
2.2.4 Distribution Rayleigh	27
2.2.5 Distribution Weibull	27
2.2.6 Distribution Gumbel	28
2.3 Estimateurs de la Position du Bord de Clutter en Milieux Weibull et Log-normal	28
2.3.1 Analyse de la Première Technique	28
2.3.2 Analyse de la Deuxième Technique	31
2.4 Détecteurs CFAR à Censure Automatique en Milieux Weibull et Log-normal	35
2.4.1 Détecteur Log-t CFAR Basé sur la Première Technique	35
2.4.2 Détecteur BLU-CFAR Basé sur la Deuxième Technique	36
2.5 Conclusion	38
Chapitre 3	
Simulations	
3.1 Introduction	40
3.2 Simulations	40
3.2.1 Hypothèses de Simulations	41
3.2.2 Résultats de Simulations	43
3.2.2.1 Calcul des Coefficients des Seuils de Censure et de Détection	43
3.2.2.2 Probabilités de Censure	46
3.2.2.3 Probabilités de Détection	51
3.3 Conclusion	59
Chapitre 4	
Conclusions Générales	
4.1 Synthèse et Principaux Résultats	61
4.2 Perspectives et Travaux Futurs	61
Bibliographie	64

Liste des Acronymes

ACBLU-	Automatic Censoring Best Linear Unbiased-
ACCA-ODV-	Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability-
ACGO-	Adaptive Censored Greatest-Of-
ACMLD-	Automatic Censored Mean Level Detector-
ACWH-	Automatic Censoring Weber-Haykin-
B-ACCA-	Backward Automatic Censored Cell Averaging Detector-
BLU-	Best Linear Unbiased-
BLUEs	Best Linear Unbiased Estimators
CA-	Cell Averaging-
CCR	Clutter 2-to-Clutter 1 Ratio
cdf	cumulative density function
CFAR	Constant False Alarm Rate
CFCAR	Constant False Censoring and Alarm Rates
CFCR	Constant False Censoring Rate
CML-	Censored Maximum Likelihood-
CMLD-	Censored Mean Level Detector-
CST	Cellule Sous Test
DACBLU-	Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased-
F-ACCAD-	Forward Automatic Censored Cell Averaging Detector-
F/B-ACOSD-	Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics Detectors-
F/B-OSACD-	Forward/Backward Order Statistics Automatic Censoring and Detection-
GCMLD-	Generalized Censored Mean Level Detector-
GO-	Greatest-Of-
GTL-CMLD-	Generalized Two-Level-Censored Mean Level Detector-
HRR	High-Resolution Radar
ICR	Interference-to-Clutter Ratio
IID	Indépendants et Identiquement Distribués
LRR	Low-Resolution Radar
MCR	Monte Carlo Runs
ML-	Maximum Likelihood-
MLEs	Maximum Likelihood Estimators
OS-	Order Statistics-
pdf	Probability density function
RCS	Radar Cross Section
SCR	Signal-to-Clutter Ratio

SNR	Signal-to-Noise Ratio
SO-	Smallest-Of-
SW	Swerling
TM-	Trimmed Mean-
TOT	Time On Target
VI-	Variability Index-
WH-	Weber-Haykin-

Liste des Symboles

P_{fa}	Probabilité de fausse alarme
P_{fc}	Probabilité de fausse censure
P_d	Probabilité de détection
dB	Décibel
$(^\circ)$	Degré
GHz	Giga Hertz
D_{max}	Portée maximale
τ	Largeur d'impulsion
μs	Micro-second
T	Indice d'un vecteur transpose
H_1	Hypothèse cible présente
$std(.)$	Standard déviation
H_0	Hypothèse cible absente
$E[.]$	Espérance mathématique
$Var(.)$	Variance
$Prob(.)$	Probabilité
$erf(\cdot)$	Fonction d'erreur
$exp(\cdot)$	Exponentiel
$\Gamma(.)$	Fonction Gamma
γ	≈ 0.577216 est la constante d'Euler-Mascheroni

Liste des Figures

1.1	CST dans un environnement homogène.	12
1.2	Présence d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance faible.	13
1.3	Présence d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance élevée.	13
1.4	CST en présence de cibles interférentes.	13
1.5	Seuil adaptatif dans un environnement hétérogène.	18
1.6	Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR utilisant un classement par ordre croissant des échantillons.	19
1.7	Schéma synoptique général d'un détecteur CFCAR.	21
2.1	Schéma fonctionnel d'un détecteur log-t CFAR conventionnel basé sur un algorithme de localisation d'un bord de clutter pour un clutter Weibull et Log-normal.	30
2.2	Schéma fonctionnel d'un détecteur BLU-CFAR conventionnel basé sur un algorithme de localisation d'un bord de clutter pour un clutter Weibull et Log-normal.	32
3.1	Probabilité de détection (P_d) des détecteurs log-t FC-CFAR et log-t AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 , $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.	52
3.2	Probabilité de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 , $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.	53
3.3	Probabilité de détection (P_d) des détecteurs log-t FC-CFAR et log-t AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter avant la CST; $M = 8$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$, et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.	54
3.4	Probabilité de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter avant la CST; $M = 8$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.	55
3.5	Probabilité de détection (P_d) des détecteurs log-t FC-CFAR et log-t AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter après la CST; $M = 24$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.	57

3.6 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un **58** clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR en présence d'un bord de clutter après la CST; $M = 24$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

Liste des Tableaux

- 1.1** Exemples de clutter Gaussien et non-Gaussiens. **15**
- 3.1** Coefficient de seuil de censure ($\gamma_{\bar{M}}$) de la deuxième technique pour un clutter homogène; $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16, 24$ et 32 . **44**
- 3.2** Coefficient de seuil de détection ($T_{\bar{M}}$) de la première technique pour un clutter homogène; $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 . **44**
- 3.3** Coefficient de seuil de détection ($g_{\bar{M}}$) de la deuxième technique pour un clutter homogène; $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 . **45**
- 3.4** Probabilités P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull homogène avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16, 24$ et 32 . Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (Deuxième ligne). **46**
- 3.5** Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter avant la CST avec $M = 4$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (Deuxième ligne). **47**
- 3.6** Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 32$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter avant la CST avec $M = 8$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (Deuxième ligne). **49**
- 3.7** Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter après la CST avec $M = 12$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (Deuxième ligne). **49**
- 3.8** Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 32$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter après la CST avec $M = 24$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (Deuxième ligne). **50**

Chapitre 1

Etat de l'Art des Détecteurs CFAR en Milieux Gaussien, Weibull et Log-normal

Dans ce premier chapitre, nous donnons d'abord l'état de l'art des détecteurs CFAR mono-impulsion en Milieux Gaussien, Weibull et Log-normal qui existent dans la littérature radar. Ensuite, nous définissons les différents types de bruit et les modèles statistiques du clutter et de cibles. Nous rappelons ainsi brièvement les principes fondamentaux de la détection CFAR à censure fixe et à censure automatique dans les systèmes radar. Nous introduisons alors notre contribution et l'objectif assigné à ce mémoire. Enfin, nous exposons le plan de lecture du manuscrit.

1.1 Introduction

1.2 Etat de l'Art des Détecteurs CFAR Mono-impulsion en Milieux Gaussien, Weibull et Log-normal

1.3 Différents Types de Bruit

1.4 Modèles Statistiques du Clutter

1.5 Modèles Statistiques de Cibles

1.6 Détection CFAR à Censure Fixe

1.7 Détection CFAR à Censure Automatique

1.8 Contribution

1.9 Organisation du Manuscrit

1.1 Introduction

Dans les systèmes de détection d'un signal radar, l'objectif est de détecter automatiquement une cible dissimulée dans le bruit thermique et le fouillis (clutter). Comme le radar est utilisé dans plusieurs contextes, les réflexions multiples dues à la présence de différents types de terrains, d'états de la mer, gouttelettes de pluie, oiseaux et insectes, ou à tout autre objet tentant d'obstruer la détection d'une cible d'intérêt, peuvent constituer autant des exemples de signaux indésirables dans certaines applications et pas dans d'autres. En effet, le radar peut être utilisé pour détecter les orages en météorologie, pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier, pour détecter les objets volants mais aussi les navires, en astronautique, etc. Etant donné que l'environnement dans lequel le radar opère dépend des conditions météorologiques et de l'emplacement physique de celui-ci, les signaux réfléchis, à l'entrée du récepteur, sont statistiquement non-stationnaires et de puissances inconnues [4].

Le signal radar 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 (CST) sont dites cellules de référence et constituent la fenêtre de référence. La détection automatique de la cible, est généralement effectuée en comparant le contenu de la CST à un seuil adaptatif qui maintient un taux de fausse alarme constant (Constant False Alarm Rate, CFAR). Les techniques de seuillages adaptatifs sont connues par leur robustesse à l'égard de toutes les hétérogénéités de l'environnement. Nous distinguons, les réflexions dues à la présence des précipitations telles que la pluie, la neige, le brouillard ou la grêle; apparaissant sous la forme d'un bord de clutter étendu, et/ou les rayonnements émanant de divers objets tels que les brouilleurs, apparaissant sous forme de cibles interférentes entourant la CST et ayant des niveaux inconnus de puissances [5].

La présence d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence peut induire deux situations possibles. Dans un premier cas, la CST peut se trouver dans une région où le clutter est de puissance faible alors qu'un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le clutter a une puissance élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour calculer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme (P_{fa}) et de détection (P_d). Dans un deuxième cas, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour calculer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la P_{fa} . Par ailleurs, la présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, produit une augmentation du seuil de détection et une diminution des P_{fa} et P_d si, évidemment, la fenêtre de référence est utilisée dans son intégralité [6].

A ce stade, il faut savoir que lorsque la cible d'intérêt est illuminée par un faisceau radar, elle réfléchit habituellement de nombreuses impulsions. Il est établi que la probabilité de détection augmente en additionnant toutes les impulsions reçues. Le processus d'ajout des échos radar issus de nombreuses impulsions est appelé intégration d'impulsions. Celle-ci peut être réalisée avant le détecteur Linéaire/quadratique; c'est ce que nous désignons par la technique d'intégration cohérente. L'intégration cohérente préserve la phase entre les différentes impulsions reçues. Ainsi, une accumulation de l'amplitude du signal est réalisée. Comme alternative à cette technique, nous citons la technique d'intégration d'impulsions effectuée après le détecteur Linéaire/quadratique. Dans ce cas, la phase est détruite et cette technique porte le nom d'intégration non-cohérente. Au regard de l'occultation de la phase, beaucoup de travaux de recherche inhérent à la détection radar utilisent cette technique [4]. A cet effet, subséquentement, nous nous intéressons particulièrement à la technique d'intégration non-cohérente. De même, comme nous consacrerons tout ce manuscrit à la détection CFAR, dans ce qui suit, nous exposons l'état de l'art de quelques détecteurs CFAR utiles à nos travaux de recherche. Nous insisterons notamment sur les situations de clutter non-Gaussien et la présence de bord de clutter.

1.2 Etat de l'Art des Détecteurs CFAR Mono-impulsion en Milieux Gaussien, Weibull et Log-normal

Tous les détecteurs CFAR proposés dans la littérature traitent chacun un problème inhérent à des conditions particulières d'utilisation du radar. A ce titre, nous retrouvons des systèmes à une ou plusieurs impulsions; des modèles combinant des échos de cibles corrélées ou non, immergées dans des clutter corrélés ou non, en absence ou en présence de bord de clutter et de cibles interférentes. Par ailleurs, pour la surveillance aérienne, par exemple, les données réelles ont permis de modéliser les objets volants par des distributions Rayleigh et le clutter par des distributions Gaussienne, Log-normale, Weibull et K. Néanmoins, l'objectif principal de chaque détecteur reste l'amélioration des performances de la détection tout en maintenant une probabilité de fausse alarme constante; autrement dit, l'utilisation du critère de Neyman-Pearson [4]. Dans ce mémoire, notre choix s'est porté sur les détecteurs CFAR mono-impulsion.

1.2.1 Détecteurs CFAR à Niveaux Moyens

Les détecteurs CFAR à niveaux moyens sont les premiers parus dans la littérature radar. Cette classe de détecteurs convient le mieux aux environnements stationnaires et homogènes.

Le paradigme de la classe des détecteurs CFAR est le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging) proposé par Finn et Johnson [7]. Ce détecteur évalue le niveau du clutter à partir de la moyenne arithmétique des cellules de référence. Autrement dit, afin de maintenir une

probabilité de fausse alarme désirée, le calcul du seuil adaptatif est le résultat de la multiplication d'une constante par le niveau moyen du clutter. Pour un clutter Gaussien dont les échantillons dans la fenêtre de référence sont indépendants et identiquement distribués (IID), le détecteur CA-CFAR performe parfaitement bien. Sa performance se rapproche de celle du détecteur idéal de Neyman-Pearson quand le niveau moyen du clutter est connu *a priori* et lorsque le nombre de cellules de référence est suffisamment grand. Toutefois, dans la réalité, due à la présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, le clutter est souvent hétérogène. Dans ce cas, l'hypothèse d'homogénéité locale n'est plus vérifiée. Par conséquent, les capacités de performance et de régulation du taux de fausse alarme du détecteur CA-CFAR sont considérablement affectées.

En présence d'un bord de clutter, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, afin de minimiser l'effet de capture tout en maintenant une probabilité de fausse alarme presque constante, Hansen [8] a proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of). Dans ce détecteur, l'estimation du niveau du clutter est donnée par le maximum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de référence, se trouvant en aval et en amont de la CST. Cependant, il se peut que cette dernière soit immergée dans une région où le clutter est de puissance plus faible que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, l'effet de masque dans le détecteur GO-CFAR devient évidemment accru.

En présence de cibles interférentes, d'autres travaux sur des détecteurs CFAR, ont été investigués dans la littérature. Aussi, des cas de cibles étroitement distantes les unes des autres peuvent être rencontrées dans des environnements denses en cibles. Dans de telles situations, les détecteurs automatiques déclarent la présence d'une seule cible. Pour améliorer la résolution des cibles rapprochées et donc améliorer les performances de détection, Trunk [9] a mis au point le détecteur SO-CFAR (Smallest-Of) dont l'estimation du niveau de clutter est obtenue à travers le calcul du minimum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de références se trouvant de part et d'autre de la cellule sous test. Le détecteur SO-CFAR est moins sensible à la perte en détection que le CA-CFAR à moins que le nombre de cellules de résolution soit relativement grand. En d'autres termes, pour un petit nombre de cellules de référence, la perte en détection du SO-CFAR est relativement plus grande par rapport au détecteur idéal (taille de la fenêtre indéfiniment grande). Cependant, ses performances de détection se dégradent considérablement si les cibles interférentes se situent simultanément dans les deux demi-fenêtres de référence. De plus, en présence d'un bord de clutter, le détecteur SO-CFAR a du mal à maintenir un taux de fausse alarme constant.

1.2.2 Détecteurs CFAR Basés sur les Statistiques d'Ordre

Afin d'améliorer la robustesse des détecteurs à niveaux moyens et garantir une détection CFAR dans des environnements hétérogènes, une classe de détecteurs basés sur les statistiques d'ordre a été développée dans la littérature. Son objectif est d'éliminer les effets de masque et de capture. Dans cette classe de détecteurs, les échantillons sont d'abord classés par ordre croissant en fonction de leurs puissances. Ensuite, parmi les cellules de référence ordonnées, celles qui contiennent des échos indésirables sont éliminées. L'ensemble homogène, des échantillons restants, est alors utilisé pour estimer le niveau du clutter.

Dans un environnement Gaussien et dans des situations de cibles multiples, Rickard et Dillard [10] ont été les premiers à introduire les statistiques d'ordre dans la détection CFAR. Ils ont proposé le CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detector). Dans ce détecteur, les plus grands échantillons ainsi ordonnés sont censurés car ils sont supposés représenter des interférences. La somme des échantillons restants est alors utilisée pour estimer le niveau du clutter. Dans un environnement homogène, ce détecteur présente une légère perte de détection par rapport au détecteur CA-CFAR. Dans des situations de cibles multiples, il demeure robuste tant que le nombre des échantillons censurés dépasse le nombre des interférentes présentes dans la fenêtre de référence. Pour la même situation, c'est à dire, celle de cibles multiples dans un environnement Gaussien, Rohling [11] a proposé le détecteur OS-CFAR (Order Statistics). Dans un tel détecteur, le $k^{\text{ème}}$ plus grand échantillon est choisi pour estimer le niveau du clutter; auquel cas, la probabilité de détection présente une légère dégradation en milieu homogène. Il est certain qu'en milieu interférent, les détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR exhibent des performances de détection meilleures que celle du détecteur CA-CFAR. Il n'en demeure pas moins, qu'ils soient onéreux en temps de calcul et que ce dernier (le détecteur CA-CFAR) les transcende en milieu homogène. Ghandi et Kassam [12] ont proposé le détecteur TM-CFAR (Trimmed Mean) pour résoudre les insuffisances du détecteur OS-CFAR lors du passage de la fenêtre de référence par des transitions de clutter. Ce détecteur combine le classement et la moyenne arithmétique. En effet, une censure est effectuée pour éliminer les échantillons ordonnés indésirables de plus petites et plus grandes puissances. La somme des échantillons restants forme l'estimateur du niveau du clutter.

Dans des contextes d'environnements non-Gaussiens, des détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre ont été proposés. Dans [13] Weber et Haykin ont introduit le détecteur WH-CFAR (Weber-Haykin). C'est une extension du détecteur OS-CFAR pour des environnements hétérogènes modélisés par des distributions Log-normale, Weibull et Gamma à deux paramètres inconnus. Le niveau du clutter est estimé à partir de deux échantillons ordonnés (plus grand et plus petit) choisis après avoir censuré les échantillons ordonnés indésirables des deux extrémités.

Sa caractéristique principale est qu'il soit non-paramétrique, i.e., c'est un détecteur qui ne dépend pas de l'estimation des paramètres de la distribution. Pour un clutter homogène, Ravid et Levanon [14] ont introduit le détecteur ML-CFAR (Maximum Likelihood) basé sur les estimateurs du maximum de vraisemblance des paramètres de la distribution Weibull. Pour des situations de cibles multiples, ils ont également introduit le détecteur CML-CFAR (Censored Maximum Likelihood). Guida et *al.* [15] ont proposé le détecteur BLU-CFAR (Best Linear Unbiased) pour un clutter Weibull. Dans ce cas, un amplificateur logarithmique est introduit pour transformer la distribution Weibull en une distribution Gumbel. Cette distribution dite aussi (Location-Scale, LS), permet l'utilisation des meilleurs estimateurs linéaires sans biais (Best Linear Unbiased Estimators, BLUEs) des deux paramètres de la distribution Gumbel pour ajuster le seuil de détection biparamétrique linéaire à travers un nombre fixe de cellules ordonnées prises à partir d'une fenêtre de référence dont les deux extrémités indésirables, plus petite et plus grande, sont censurées. Dans [16], ils ont aussi traité le cas du détecteur BLU-CFAR pour un clutter Log-normal dont la transformation logarithmique donne la distribution Gaussienne.

Il est important de noter que les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre suscités sont dits à censure fixe. Autrement dit, ces détecteurs ne donnent de bonnes performances que si les points de censure sont connus *a priori*. Dans ce cas, les échantillons qui représentent les échos indésirables sont judicieusement censurés. Malheureusement, dans la majorité des applications radar, ceci n'est pas le cas. Par conséquent, les performances des détecteurs à censure fixe se voient sérieusement altérées par la moindre mutation du clutter [17]. Cette contreperformance des détecteurs à censure fixe a donné naissance aux détecteurs à censure automatique.

1.2.3 Détecteurs CFAR Basés sur les Algorithmes à Censure Automatique

Dans les cas où aucune connaissance préalable de la position du bord de clutter et des positions et du nombre des interférences pouvant être présents dans la fenêtre de référence n'est disponible, les techniques de censure automatique ont, pour leur part, beaucoup contribué à l'amélioration des performances des détecteurs CFAR. En effet, les détecteurs à censure automatique permettent d'ajuster dynamiquement les points de censure pour chaque configuration de l'environnement.

Pour des environnements Gaussiens et des situations de cibles multiples, Barbois et *al.* [18] ont proposé une technique de censure automatique des interférences pouvant être présentes dans la fenêtre de référence et ce sans aucune connaissance préalable de leur nombre. C'est une technique itérative où les échantillons dépassant un seuil de censure calculé, à une constante prédéterminée, sont exclus. Ensuite, le seuil de censure est recalculé en utilisant une autre constante prédéterminée avec l'ensemble des échantillons restants. La procédure est répétée et

éventuellement terminée lorsqu'aucun échantillon ne dépasse le seuil de censure calculé. Celui-ci constitue alors le seuil de détection adaptatif. Cette technique a pu améliorer significativement la probabilité de détection et assurer des performances acceptables dans des environnements denses en cibles. Pour le même environnement, Barkat et *al.* [19] ont proposé le détecteur GCMLD-CFAR (Generalized CMLD). Ce détecteur est basé sur un algorithme de censure automatique des interférences et ce sans aucune connaissance préalable de leur nombre et de leurs positions dans la fenêtre de référence. Plus précisément, après un classement par ordre croissant des échantillons de chaque demi-fenêtre, il exploite une technique itérative. Cette dernière, pour chaque demi-fenêtre, calcule le seuil adaptatif de censure en multipliant le plus petit échantillon par une constante prédéterminée qui garantit une probabilité de fausse censure (P_{fc}) désirée, i.e., un taux de fausse censure constant (Constant False Censoring Rate, CFCR). Le test consiste à repérer le premier échantillon qui dépasse ce seuil et le censurer ainsi que tous ceux qui sont à sa droite. Dans le cas échéant, le seuil est recalculé en multipliant la somme arithmétique des échantillons précédents cet échantillon avec une autre constante prédéterminée qui garantit la même probabilité de fausse censure. La procédure est répétée et éventuellement achevée lorsqu'au moins une interférence est déclarée présente dans la demi-fenêtre. Le seuil adaptatif de détection est calculé en multipliant la somme de tous les échantillons restants par une constante prédéterminée, garantissant une probabilité de fausse alarme désirée. En définitive, le GCMLD- garantit des taux de fausses censure et alarme constants (Constant False Censoring and Alarm Rates, CFCAR). Il est connu pour être robuste en présence d'interférences de puissances faible et de forte. Sa robustesse est maintenue pour un petit nombre de cellules de référence.

Dans [20], Himonas et Barkat ont proposé trois détecteurs basés sur des algorithmes de censure automatique des échantillons indésirables pour des environnements Gaussiens hétérogènes. En procédant de gauche à droite de la fenêtre de référence, ces algorithmes sont basés sur le même test itératif proposé dans [19].

Ainsi, le détecteur GO\SO-CFAR repère tout bord de clutter pouvant se trouver dans la fenêtre de référence. Pour cela, si l'algorithme de censure déclare la présence de la CST dans la région du clutter de puissance faible, les échantillons de référence classés par ordre croissant se trouvant dans le clutter de puissance élevée sont censurés. Autrement, ce sont les échantillons qui se trouvent dans la région du clutter de faible puissance qui sont censurés. Ils ont également introduit le détecteur ACMLD-CFAR (Automatic CMLD) pour le cas des interférences de puissance faible, moyenne ou forte pouvant être présentes dans la fenêtre de référence. Pour éliminer l'effet de masque, ce détecteur utilise la technique de censure proposée dans [19], mais pour toute la fenêtre de référence. Enfin, ils ont considéré le détecteur GTL-CMLD-CFAR

(Generalized Two-Level-CMLD) dans le cas où un bord de clutter et des interférences peuvent être présents dans la fenêtre de référence. Celui-ci combine le GO\SO-CFAR et l'ACMLD-CFAR pour atteindre une censure efficace des échantillons indésirables. Il effectue la censure à deux niveaux. Dans le premier, les cellules dans le clutter de puissance élevée sont censurées si la CST est dans la région du clutter de puissance faible; sinon, ce sont les échantillons qui se trouvent dans la région du clutter de puissance faible qui sont censurés. Dans le second, il censure les interférences qui peuvent être dans la fenêtre de référence. Ces performances de détection demeurent robustes lorsque la CST est dans le clutter de puissance élevée et également lorsque celle-ci est dans le clutter de puissance faible et pour un nombre de cellules contenant des interférences inférieur à la moitié du nombre total des cellules de référence. Dans des situations de cibles multiples, Himonas [21] a proposé le détecteur ACGO-CFAR (Adaptive Censored GO), lequel utilise la même procédure de censure automatique que celle trouvée dans [19]. Dans ce cas, le niveau du clutter global est le maximum des deux niveaux calculés pour chacune des deux demi-fenêtres.

Dans [22], Smith et Varshney ont proposé le détecteur intelligent VI-CFAR (Variability Index) qui commute automatiquement vers le CA-, le GO- et le SO-CFAR. Il est conçu à partir de deux variables statistiques. Le premier est une statistique de deuxième ordre dite indice de variabilité (VI) et la deuxième, le rapport des moyennes statistiques des deux demi-fenêtres. Ce détecteur offre une performance à faible CFAR-Loss dans un environnement homogène et il est robuste dans des environnements hétérogènes, i.e., dans des situations de cibles multiples ou en présence du bord de clutter étendu.

Dans [23], Farrouki et Barkat ont proposé le détecteur ACCA-ODV-CFAR (Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability) pour un environnement Gaussien hétérogène. En considérant l'hypothèse d'une population initiale homogène et par des tests d'hypothèses successifs, ce détecteur sélectionne dynamiquement un ensemble convenable de cellules ordonnées pour estimer le niveau du clutter inconnu. La technique de censure automatique proposée utilise l'indice de variabilité (VI), introduit dans [22], pour rejeter ou accepter les cellules ordonnées avec une probabilité de fausse censure constante. Pour des raisons de mise en œuvre, ils ont proposés une architecture à deux niveaux dans laquelle, les statistiques successives basées sur l'ODV et les tests d'hypothèses correspondants sont traités simultanément. Les résultats ont montrés que le détecteur ACCA-ODV-CFAR agit comme le CA-CFAR dans un environnement homogène et il est robuste en présence des interférences.

Pour un environnement Log-normal et des situations de cibles multiples, des techniques de censure automatique avec un taux de fausse censure constant (CFCR) ont été étudiées dans la littérature radar. Dans [24, 25], Almarshad et *al.* ont proposé, respectivement, les détecteurs

F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell Averaging Detector) et B-ACCA-CFAR (Backward ACCA). Ces détecteurs utilisent des échantillons de distribution Log-normale, transformés pour la circonstance à travers un amplificateur logarithmique, en des échantillons de distribution Normale et classés par ordre croissant. Le test d'hétérogénéité commence à partir d'un ensemble ou population supposé homogène. L'algorithme peut procéder soit de gauche à droite ou en avant (Forward), soit de droite à gauche ou en arrière (Backward). Les algorithmes de censure et de détection sont basés sur des seuils biparamétriques linéaires dans lesquels les paramètres de la distribution Normale sont estimés à l'aide d'une approche linéaire simple. Ces détecteurs ont montré une robustesse appréciable en présence d'interférences de puissances moyennes ou élevées. En se basant sur le seuil non-paramétrique de Weber-Haykin et afin d'éviter toute estimation des paramètres de la distribution Log-normale, les mêmes auteurs [26] ont aussi conçu les détecteurs F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics Detectors). Là aussi, ils ont vérifié que la technique 'Forward' est plus robuste que la technique 'Backward'. Toujours, pour un environnement Log-normal, Chabbi et *al.* [27] ont proposé le détecteur ACBLU-CFCAR (Automatic Censoring Best Linear Unbiased) qui utilise la technique de censure en avant. Les algorithmes de censure et de détection exploitent des seuils biparamétriques linéaires dans lesquels les paramètres de la distribution Normale sont obtenus par le biais des estimateurs BLU (BLUEs). Pour un clutter homogène, ils ont montré que les détecteurs ACBLU-CFCAR et BLU-CFAR exhibent les mêmes performances de détection.

Pour un environnement Weibull et des situations de cibles multiples, Chabbi et *al.* ont présenté des techniques de censure automatique qui garantissent une probabilité de fausse censure constante. Dans [28], ils ont proposé les détecteurs MLE-based F/B-OSACD-CFCAR (Maximum Likelihood Estimators-based Forward/Backward Order Statistics Automatic Censoring and Detection). Ces détecteurs utilisent des échantillons, transformés pour la circonstance à travers un amplificateur logarithmique, en des échantillons de distribution Gumbel, lesquels sont ensuite estimés par le biais du maximum de vraisemblance. Pour le même clutter et en se basant sur le seuil adaptatif de Weber-Haykin, ils ont considéré [29], les détecteurs WH-based F/B-OSACD-CFCAR. Par la même, ils ont confirmé que la technique 'Forward' induit de meilleures performances de détection que la technique 'Backward'. De ce fait, dans [30], ils ont comparé les performances des détecteurs MLE-based et WH-based Forward-OSACD-CFCAR. Dans ce cas, ils ont montré que le premier supplante le second pour un clutter uniforme et en présence des interférences.

Récemment, pour un environnement Log-normal pouvant contenir un bord de clutter dans la fenêtre de référence, Chabbi et *al.* [3] ont proposé et analysé les performances du détecteur ACWH-CFCAR (Automatic Censoring Weber-Haykin). La technique de localisation

automatique du bord de clutter commence le test d'hétérogénéité par les deux plus petites cellules se trouvant le plus à gauche de la fenêtre de référence ordonnée. Ce détecteur est basé sur le concept de taux de fausse censure et de fausse alarme constants et le seuil de Weber-Haykin. Il a pu améliorer les performances du détecteur WH-CFAR dans un clutter Log-normal.

Dans le même contexte, pour un environnement Weibull pouvant contenir un bord de clutter dans la fenêtre de référence, Pourmottaghi et *al.* [1] ont proposé une technique de localisation automatique du bord de clutter qui, contrairement aux techniques de censure suscitées, ne repose pas sur la probabilité de fausse censure. Dans leur étude, ils supposent que la fenêtre de référence est suffisamment petite de manière à ce que la probabilité d'avoir plus d'un bord de clutter soit très faible. Dans ce cas, une fois, les échantillons indésirables éliminés, cette technique a pu améliorer les performances du détecteur Log-t CFAR, proposé par Goldstein dans [31]. Comme son nom l'indique, ce dernier nécessite aussi un amplificateur logarithmique et un seuil de détection appelé 't'. Ce seuil est obtenu à partir d'un quotient dont le numérateur est la différence arithmétique entre l'échantillon se trouvant dans la CST et la moyenne statistique de ceux se trouvant dans la fenêtre de référence et dont le dénominateur est l'écart type de ces mêmes échantillons de référence. Aussi, Chabbi et *al.* [2] ont prouvé que la technique proposée dans [3], valable pour un environnement Log-Normal, demeure efficace dans un environnement Weibull.

Enfin, dans le cas d'un bord de clutter et/ou des interférences, Chabbi et *al.* [32], ont proposé le processeur DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring BLU). Dans ce détecteur, les algorithmes de censure et de détection utilisent le même seuil linéaire biparamétrique basé sur les estimateurs BLU (BLUEs) des échantillons Gumbel, obtenus après le passage par l'amplificateur logarithmique des échantillons Weibull. Ils ont montré qu'après un bon calibrage de la probabilité de fausse censure en milieu homogène, le processeur DACBLU-CFCAR exhibe quasiment les mêmes performances de détection en milieux hétérogènes que le détecteur BLU-CFAR à censure fixe.

1.3 Différents Types de Bruit

Dans les systèmes de détection radar, le signal reçu est un mélange de signaux provenant de plusieurs sources. Les signaux indésirables (bruit) sont des énergies électromagnétiques qui peuvent limiter considérablement la capacité de détecter le signal utile (cible primaire ou cible d'intérêt). Par conséquent, la problématique majeure est de réussir à ignorer plus ou moins le bruit, afin de se focaliser uniquement sur la cible primaire. Le bruit peut avoir des sources actives ou passives, internes telle que l'électronique du radar ou bruit thermique ou externes dont l'origine est l'environnement où le radar opère comme le clutter et/ou les cibles interférentes. La

capacité d'un radar à surmonter ces nuisances est quantifiée par le rapport Signal-sur-Clutter (Signal-to-Clutter Ratio, SCR) qui égal au rapport de la puissance de la cible primaire sur celle du clutter ou le rapport Signal-sur-Bruit (Signal-to-Noise Ratio, SNR) qui égal au rapport de la puissance du signal sur celle du bruit. Notons que plus le SCR ou le SNR est grand, plus le radar sépare efficacement une cible primaire du clutter ou bruit. Enfin, dans plusieurs applications radar, la puissance du clutter domine celle du bruit thermique; dans ce cas, le SNR est substitué par le SCR [4, 33, 34].

1.3.1 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 de la cible d'intérêt reçu par le radar. Plus la puissance du signal de la cible d'intérêt est faible, plus il est difficile de la discerner du bruit thermique, ceci est similaire à quelqu'un qui tenterait d'entendre un murmure près d'une route encombrée. 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 bruit doit être minimal. En effet, 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 [4, 33, 34].

1.3.2 Fouillis (Clutter)

Le fouillis (clutter) est un terme utilisé pour décrire tout objet situé de façon arbitraire dans l'espace surveillé par le radar et qui peut générer des échos indésirables qui peuvent perturber les opérations radar normales et rendre la détection de la cible d'intérêt très difficile. Les échos du clutter sont aléatoires, ayant des caractéristiques de bruit thermique semblable (thermal noise-like characteristics) car les composants individuels du clutter ou diffuseurs ont des amplitudes et des phases aléatoires. Dans de nombreux cas, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. De ce fait, la capacité du radar à détecter des cibles noyées dans un environnement où le clutter est de puissance très élevée dépend du SCR plutôt que du SNR. Le clutter peut être classé en deux catégories principales, à savoir le clutter de volume et clutter de surface [4, 33, 34].

1.3.2.1 Clutter de Volume et Clutter de Surface

a) Clutter de Volume

Le clutter de volume est généralement lié aux phénomènes atmosphériques. C'est pour cela, qu'il est également appelé clutter atmosphérique ou aéroporté. Il peut être plus prévisible que le clutter de surface. Il a habituellement une large taille et comprend la paille, pluie, oiseaux, insectes, etc. En basses fréquences, le clutter de volume n'a pas d'effet significatif, mais en hautes fréquences, il peut causer un masquage pour l'opérateur radar [4].

b) Clutter de Surface

Le clutter de surface change d'une zone à l'autre. Il comprend à la fois le clutter de mer et le clutter de terre. Le clutter de mer est produit par la surface irrégulière des vagues, tandis que le clutter de terre est plus difficile à quantifier et à classer que le clutter de mer et le clutter de volume car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. Le clutter de surface comprend les arbres, végétation, relief du terrain, structures artificielles, surface de mer, etc. Il se manifeste dans les radars aéroportés. Il est également une préoccupation majeure pour les radars basés à terre lors de la recherche de cibles à des angles d'incidence petits [4].

1.3.2.2 Clutter Homogène et Clutter Inhomogène

Le clutter peut être considéré comme homogène ou hétérogène. L'hétérogénéité est causée par la présence des bords de clutter ou celle des cibles interférentes ou alors par la présence des deux.

a) Clutter Homogène

Le clutter homogène décrit la situation d'un clutter stationnaire dans la fenêtre de référence, Figure 1.1. Dans ce cas, les échantillons dans la fenêtre de référence sont supposés être issus de la même variable aléatoire et sont donc statistiquement indépendants et identiquement distribués (IID) [4].

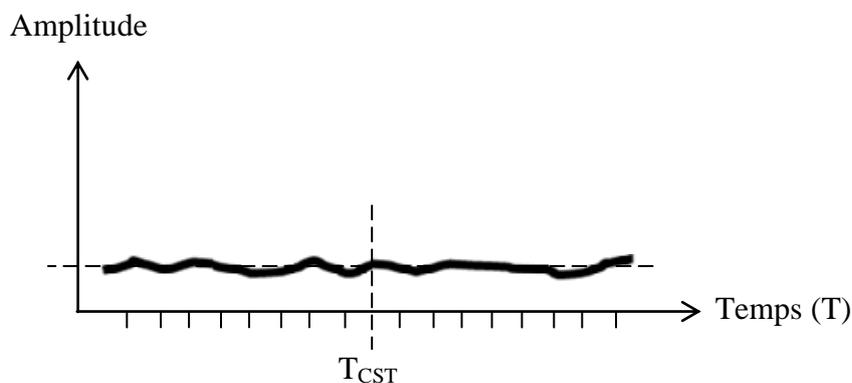


Figure 1.1 CST dans un environnement homogène.

b) Clutter Inhomogène

Lorsque la fenêtre de référence balaye l'environnement dans une direction donnée, différentes situations hétérogènes peuvent affecter la configuration des cellules de référence. Ces situations sont causées essentiellement par l'effet des bords de clutter et/ou par la présence des cibles interférentes au niveau de la fenêtre de référence. Dans ce cas, les hypothèses statistiques pour le cas d'un clutter homogène ne sont plus valides car les échantillons dans la fenêtre de référence ne sont plus identiquement distribués [4].

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 ou inversement, produit un changement brusque dans la puissance du clutter. Cette transition est appelée bord de clutter. Il apparaît, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux régions adjacentes; une région de clutter de puissance faible et une région de clutter de puissance élevée. Deux configurations du clutter peuvent être rencontrées. Dans la première, Figure 1.2, la CST peut se trouver dans une région où le clutter est de puissance faible alors qu'un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le clutter a une puissance plus élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme et de détection. Dans la deuxième, Figure 1.3, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la probabilité de fausse alarme [4].

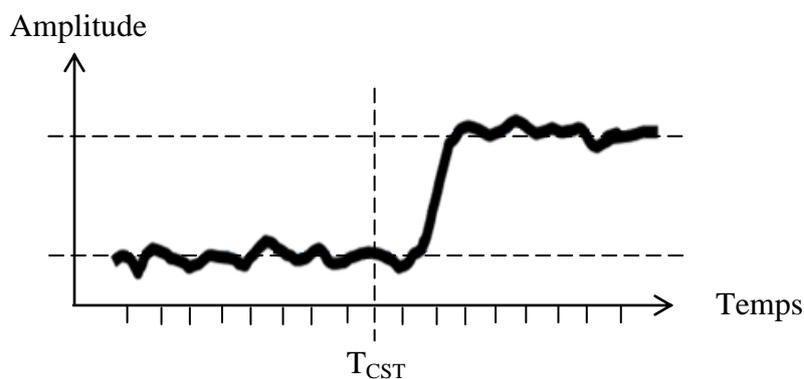


Figure 1.2 Présence d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance faible.

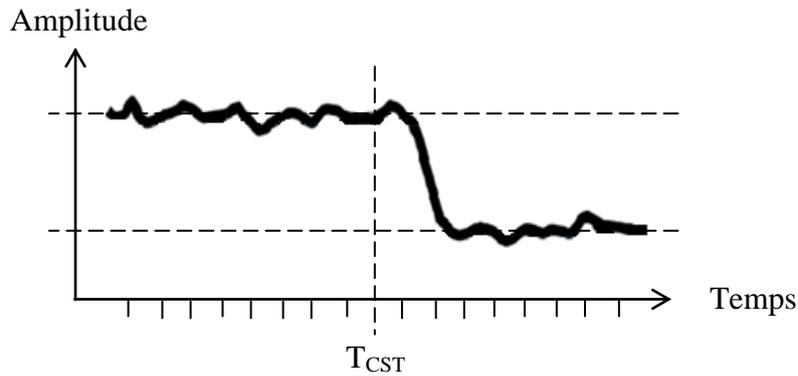


Figure 1.3 Présence d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance élevée.

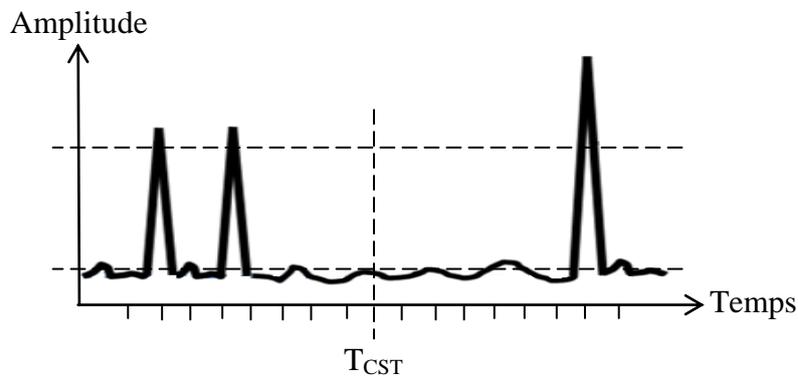


Figure 1.4 CST en présence de cibles interférentes.

Cibles Interférentes

Des cibles interférentes (cibles secondaires) peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics, Figure 1.4. Elles peuvent se situer en aval et/ou en amont de la CST. Dans ce cas, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection se dégrade énormément. La présence des interférences induit, quant à elle, un rapport de la puissance du signal sur la puissance de l'interférence (Signal-to-Interference Ratio, SIR) beaucoup plus petit que le SNR.

La situation complexe est celle dans laquelle il y a une mixture de tous les cas précédents. Ceci rend la détection extrêmement difficile et fait de ce modèle le cas le plus général que nous puissions rencontrer dans la détection radar.

1.4 Modèles Statistiques du Clutter

Depuis quelques décennies, le clutter est modélisé par un processus stochastique pour le maintien d'une probabilité de fausse alarme constante. La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question. Elle dépend de la largeur d'impulsion, la nature du clutter lui-même, la bande de fréquence de fonctionnement du radar et l'angle d'incidence. En effet, dans les

radars à basse résolution (Low-Resolution Radar, LRR), la largeur d'impulsion est supérieure à 0.5 microseconde. Si de plus la détection se fait à des angles d'incidences supérieures à cinq degrés (5°), le clutter peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante. En revanche, dans certains environnements, le clutter devient impulsif et donc l'utilisation d'un radar à haute résolution (High-Resolution Radar, HRR) s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à 0.5 microseconde). Dans 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 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 à deux paramètres, notamment Log-normale, Weibull, et K. Généralement, la distribution Weibull a été inspirée pour modéliser le clutter de terre car elle est plus proche des données réelles. D'autre part, la distribution K a été, principalement, utilisée pour modéliser le clutter de mer. Le Tableau 1.1 résume quelques cas de clutter Gaussien et non-Gaussiens [4].

1.5 Modèles Statistiques de Cibles

Après avoir présenté les modèles statistiques du clutter, il convient maintenant d'exposer les modèles statistiques de cibles ponctuelles. La cible est l'objet que nous voulons détecter. De ce fait, elle doit satisfaire deux conditions. Autrement dit, elle doit se situer au-dessus de l'horizon radar et doit pouvoir renvoyer un écho suffisamment puissant. La puissance du signal renvoyé

Tableau 1.1 Exemples de clutter Gaussien et non-Gaussiens.

Type de Résolution du Radar	Largeur d'Impulsion τ (μs)	Terre ou Mer	Plage de Fréquence	Bande de Fréquences (GHz)	Longueur d'Onde (cm)	Angle d'Incidence ($^\circ$)	Modélisation du Clutter (Distribution)
Basse	2	Montagnes rocheuses	S	[2, 4]	[7.5, 15]	≥ 5	Gaussienne
						< 5	Weibull
	3	Collines boisées	L	[1, 2]	[15, 30]	0.5	Log-normale Weibull
Haute	0.17	Forêt	X	[8, 12.5]	[2.5, 3.75]	0.7	
		Terre cultivée				[0.7 – 5]	
	0.2	Mer: Etat 1				4.7	Log-normale Weibull K
0.1	Mer: Etat 2	K	[12.5, 40]	[0.75, 2.5]	[1 – 30]		

par la 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. D'autre part, l'amplitude du signal renvoyé de la cible dépend de sa section équivalente radar (Radar Cross Section, RCS), grandeur désignant la zone de dispersion effective d'une cible telle que vue par le radar. Le moindre changement d'orientation de la cible et toutes les vibrations qu'elle peut subir, induisent le phénomène de variations du RCS appelées fluctuations. A cause des fluctuations des RCS des cibles observées, celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations des cibles. Par conséquent, la modélisation de la cible dépend du calcul de son RCS [4].

Dans la théorie de la décision statistique, une cible peut être caractérisée par un signal échoïque lié à son pouvoir réfléchissant. En fait, les modèles de cibles découlent de la fonction de densité de probabilité (probability density function, pdf) chi-carrée suivante [4] :

$$f(S) = \frac{1}{(k-1)! \bar{S}} \left(\frac{kS}{\bar{S}}\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (1.1)$$

Où $S = A^2/2\sigma^2$ représente le RCS de la cible. Il est défini comme étant le rapport de la puissance du signal (A^2) sur celle du bruit ou clutter ($2\sigma^2$). \bar{S} , la moyenne de S , représente la surface équivalente moyenne du radar (Mean Radar Cross Section, MRCS). Le degré de liberté de la cible est donné par $k = \bar{S}^2/Var[S]$, où $Var[S]$ désigne la variance de S . De ce fait, les deux modèles de cibles ponctuelles considérés en théorie et bien confirmés par les expériences sont donnés ci-après.

Modèle I : Ce Modèle considère la cible comme étant un ensemble de plusieurs réflecteurs élémentaires indépendants mais de même taille. Dans ce cas, le RCS d'une telle cible suit une distribution Rayleigh telle que sa pdf est déduite de l'équation (1.1) pour $k = 1$ tel que :

$$f(S) = \frac{1}{\bar{S}} \exp\left(-\frac{S}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (1.2)$$

Modèle II : Ce Modèle considère la cible comme étant un grand réflecteur constant dominant entouré par un certain nombre de petits réflecteurs indépendants. Dans ce cas, le RCS d'une telle cible suit une distribution Rayleigh modifiée (one-dominant-plus Rayleigh) telle que sa pdf est déduite de l'équation (1.1) pour $k = 2$ tel que:

$$f(S) = \frac{4S}{\bar{S}^2} \exp\left(-\frac{2S}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (1.3)$$

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, constitués d'objets extrêmement rétro-diffusants, vus sous un angle constant sont non-fluctuantes (RCS constant). D'autre part, notons que pour une même valeur de la probabilité de détection, les cibles non-fluctuantes requièrent un SCR (SNR) plus petit que celui requis par

des cibles fluctuantes. De plus, pour les cibles fluctuantes, le SCR (SNR) est fonction du type de fluctuation. Pour étudier le signal renvoyé par la cible, il est nécessaire, dans plusieurs cas, de prendre en compte les mouvements de la cible sur sa trajectoire pendant le temps d'exposition de celle-ci dans la direction du faisceau maximal (Time On Target, TOT), c'est-à-dire pendant le temps d'un balayage. Un balayage indique une recherche complète d'une zone de surveillance par le faisceau principal de l'antenne du radar. Quand le faisceau principal de l'antenne croise une cible, le radar reçoit un groupe d'impulsions sous un angle de résolution de la zone de surveillance. Par conséquent, deux sortes de fluctuations sont considérées [4].

Cible Lentement Fluctuante : Une cible est dite lentement fluctuante si l'amplitude du signal renvoyé par celle-ci ne change pas pendant le temps d'un balayage quelconque. Par conséquent, les échantillons reçus sont les mêmes pour toutes les impulsions. Il s'agit donc d'une seule réalisation d'une même variable aléatoire; i.e., corrélation complète d'une impulsion à l'autre.

Cible Rapidement Fluctuante : Une cible est dite rapidement fluctuante si l'amplitude du signal renvoyé par celle-ci change d'une impulsion à l'autre. Par conséquent, les échantillons reçus sont différents pour toutes les impulsions. Il s'agit donc de réalisations différentes d'une même variable aléatoire; i.e., décorrélation complète d'une impulsion à l'autre.

A partir des pdfs données par les équations (1.2) et (1.3) et des deux modèles de fluctuations suscités, Swerling a étudié et classifié les cibles ponctuelles en cinq modèles statistiques [4].

Swerling I : Ce modèle s'applique à une cible lentement fluctuante. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (1.2).

Swerling II : Ce modèle s'applique à une cible rapidement fluctuante. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (1.2).

Swerling III : Ce modèle s'applique à une cible lentement fluctuante. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution one-dominant-plus Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (1.3).

Swerling IV : Ce modèle s'applique à une cible rapidement fluctuante. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution one-dominant-plus Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (1.3).

Swerling V : Les cibles non-fluctuantes sont dites de type Swerling V ou Swerling 0. Dans ce cas, l'amplitude du signal renvoyé par la cible est inconnue mais non-fluctuante; i.e., le RCS de la cible est stationnaire.

1.6 Détection CFAR à Censure Fixe

Dans les systèmes radar, la détection est dite automatique si la décision de la présence ou de l'absence d'une cible primaire est prise par un dispositif purement physique. La qualité de la détection de la cible primaire est affectée par la présence du bruit thermique et/ou du clutter homogène ou inhomogène avec des puissances inconnues. Dans le cas d'un clutter inhomogène, qui a généralement des puissances inconnues, le choix d'un seuil de détection fixe conduit à une augmentation intolérable du nombre de fausse alarme pouvant causer la saturation de l'opérateur. Afin de palier à ce problème, des techniques de seuillage adaptatif sont utilisées. Comme cela est illustré dans la Figure 1.5, le seuil de détection s'adapte localement aux variations du clutter et assure un taux de fausse alarme constant (CFAR). Par conséquent, le problème auquel se confrontent les systèmes de détection radar est celui de la détection automatique d'une cible d'intérêt dans un environnement non-stationnaire avec une probabilité de fausse alarme (P_{fa}) constante désirée, une portée maximale (D_{Max}) donnée, ainsi qu'une probabilité de détection (P_d) élevée. La portée en distance est divisée en plusieurs centaines de cellules, pour chaque fréquence Doppler et direction en azimut. Le contenu de chaque cellule est obtenu en échantillonnant le signal reçu à la sortie du détecteur linéaire ou quadratique. Les échantillons ainsi obtenus sont stockés dans un registre à décalage formant ainsi les cellules de référence. Les tests de détection dans chaque cellule utilisent une fenêtre de référence de N cellules adjacentes à la CST et dont le nombre est assez réduit pour des raisons de temps de calcul et de stationnarité local du clutter. Elles permettent de fournir une estimation locale du niveau du bruit total. Ainsi, le glissement de cette fenêtre le long des cellules de référence permet de couvrir toute la portée radar. Afin d'éviter tout débordement d'énergie du signal à partir de la CST dans les cellules de

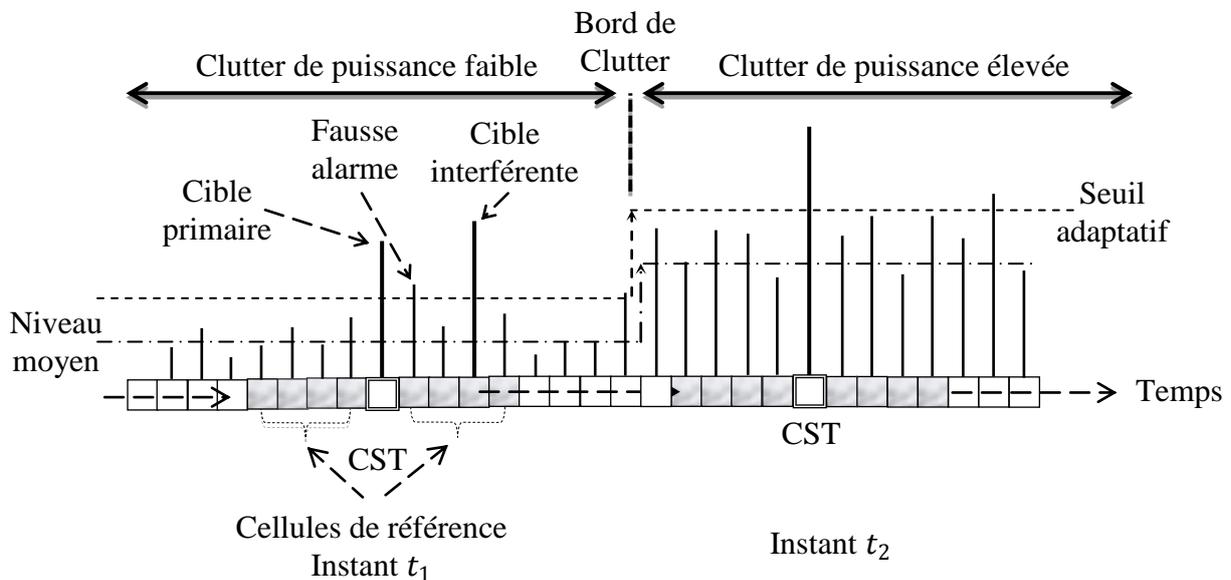


Figure 1.5 Seuil adaptatif dans un environnement hétérogène.

référence directement adjacentes (généralement une ou deux de chaque côté de la CST), ce qui peut dénaturer l'estimation de la puissance du clutter, ces cellules dites de garde, sont tout ignorées lors de l'estimation du seuil de détection [4].

La détection CFAR est un processus de traitement numérique du signal qui permet de déclarer une cible d'intérêt présente ou absente tout en maintenant un taux de fausse alarme constant et très faible. La Figure 1.6 donne le schéma synoptique général d'un détecteur CFAR. Son principe est basé sur une prise de décision binaire. En effet, cette prise de décision a lieu en comparant le contenu de la CST, X_0 , avec un seuil de détection adaptatif, noté $T_{g_{N,m_1,m_2}}$, en présence du bruit thermique et/ou du clutter dans les cellules de référence, $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$, où T désigne le vecteur transpose. Dans la théorie de la décision statistique, il s'agit de choisir entre deux hypothèses statistiques: H_0 pour l'hypothèse nulle (absence de la cible d'intérêt) et H_1 pour l'hypothèse alternative (présence de la cible d'intérêt). La règle de décision la plus utilisée

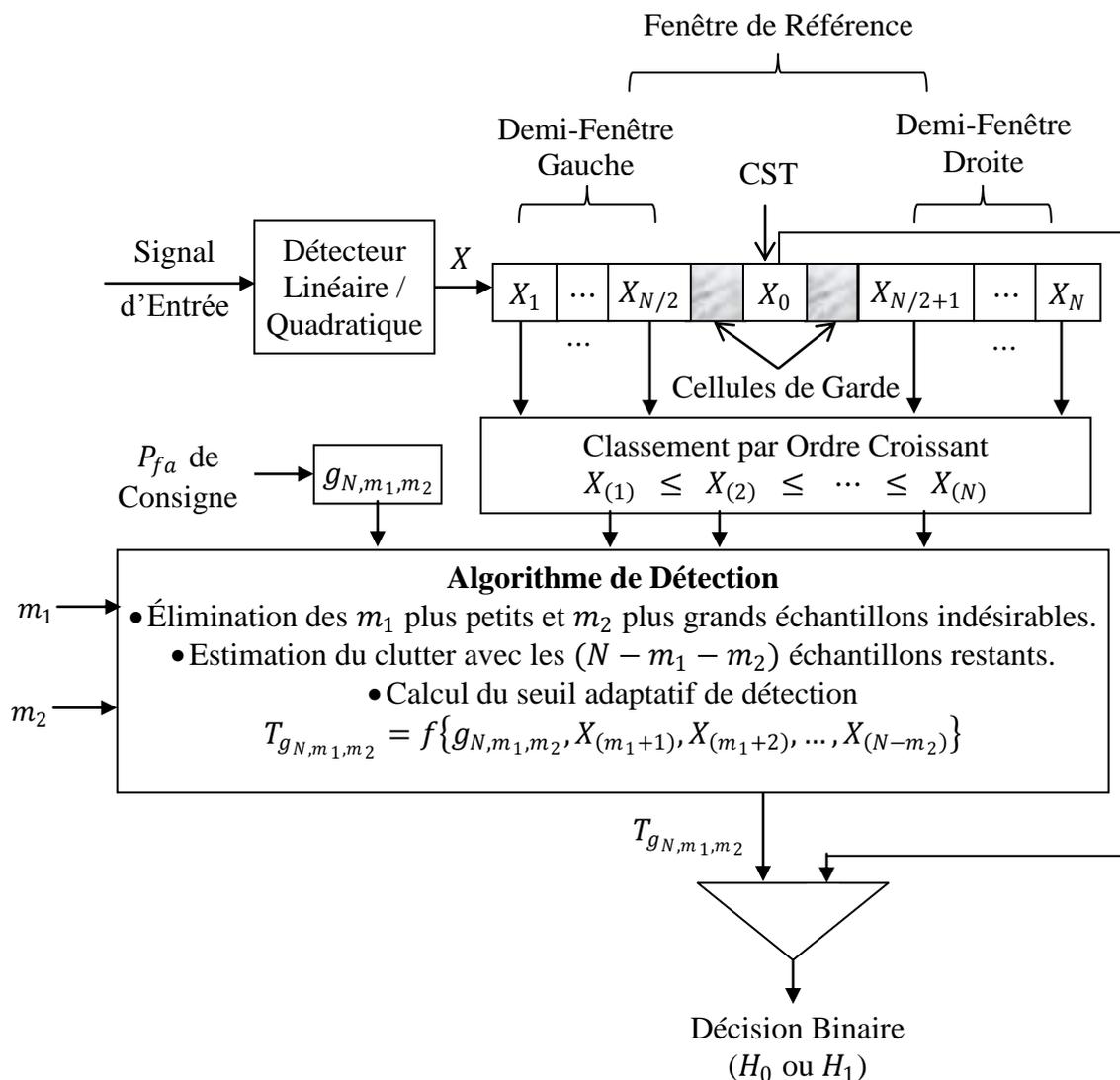


Figure 1.6 Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR utilisant un classement par ordre croissant des échantillons.

est celle du critère de Neyman-Pearson, qui exige la connaissance *a priori* des distributions du bruit thermique, clutter et de la cible. Le choix de la forme mathématique du seuil de détection adaptatif représente la principale différence entre les divers détecteurs CFAR proposés dans la littérature radar. Il est connu que la classe des détecteurs à niveau moyen est celle qui convient le mieux aux environnements homogènes. Cependant, la présence d'hétérogénéités dans le clutter dégrade considérablement leurs performances de détection. Pour cela, comme nous avons stipulé dans l'état de l'art, plusieurs travaux de recherche tiennent compte des changements dans le clutter. A ce titre, pour améliorer les performances de la détection dans des environnements inhomogènes, les détecteurs CFAR à censure fixe ont été introduits pour éliminer les effets de masque et de capture. Cette classe de détecteurs est basée, généralement, sur les statistiques d'ordre des échantillons reçus. Dans ce cas, les N échantillons dans les cellules de référence sont d'abord classés par ordre croissant de leurs amplitudes, puis ceux qui sont catégorisés 'indésirables'; i.e., les m_1 plus petits et les m_2 plus grands sont éliminés. Les $(N - m_1 - m_2)$ échantillons restants sont alors utilisés pour estimer le niveau du clutter en calculant le seuil $T_{g_{N,m_1,m_2}}$ en fonction du coefficient de détection g_{N,m_1,m_2} qui est obtenu de façon à maintenir une probabilité de fausse alarme désirée. Rappelons que les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre à censure fixe ne donnent de bonnes performances que si les points de censure sont connus *a priori*. Cependant, dans la majorité des applications radar, ce n'est pas toujours le cas. En conséquence, les performances des détecteurs à censure fixe sont sérieusement altérées par le moindre changement dans le clutter. D'autre part, il est important de noter que quelques détecteurs CFAR nécessitent l'introduction d'un amplificateur logarithmique après le détecteur linéaire ou quadratique pour transformer la distribution d'entrée en une distribution dont les mathématiques sont plus simples [4].

1.7 Détection CFAR à Censure Automatique

Lorsqu'aucune connaissance *a priori* n'est disponible au sujet de la position du bord de clutter et/ou le nombre des interférences pouvant être contenus dans la fenêtre de référence, les techniques de censure automatique, Figure 1.7, ont beaucoup contribué dans l'amélioration des performances des systèmes de détection radar. A ce titre, l'algorithme de censure automatique doit, non seulement, déterminer les estimateurs \hat{m}_1 et \hat{m}_2 de m_1 et m_2 , respectivement, mais aussi maintenir constante la probabilité de fausse censure (P_{fc}) désirée, garantissant un taux de fausse censure constant (Constant False Censoring Rate, CFCR) à l'aide du coefficient de censure $\hat{Y}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. De plus, l'algorithme de détection doit aussi garantir la propriété CFAR. En définitive, nous devons avoir un détecteur basé sur un algorithme de censure automatique (CFCR) et un algorithme de détection automatique (CFAR); i.e. un processeur CFCAR [4].

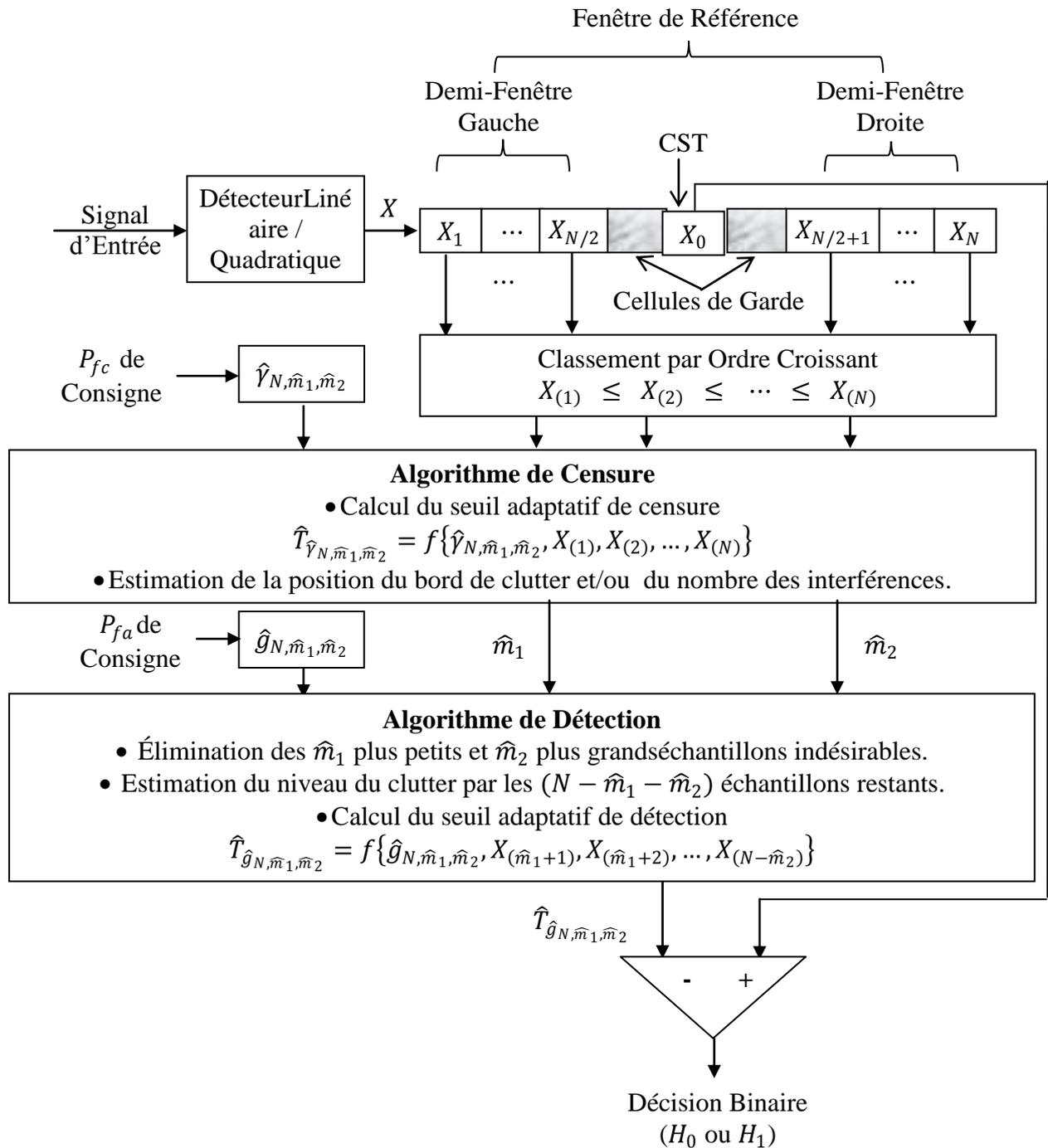


Figure 1.7 Schéma synoptique général d'un détecteur CFCAR.

1.8 Contribution

Dans ce mémoire de Magister, nous nous préoccupons de l'amélioration de la performance de la détection CFAR (Constant False Alarm Rate) d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter Weibull ou Log-normal inhomogène dont les paramètres sont inconnus. Nous supposons que la fenêtre de référence puisse contenir un bord de clutter de position inconnue; scindant ainsi les échantillons de référence en deux parties de puissances différentes. A ce titre, dans ce travail, nous analysons et comparons deux techniques de localisation automatique de la position d'un bord de clutter pouvant être présent dans la fenêtre de référence [1-3]. Pour ce faire, dans la première technique [1], une amplification logarithmique est introduite; les distributions Log-normale et Weibull sont donc réduites à des distributions Normale et Gumbel, respectivement. Toutefois, dans la deuxième technique [2, 3], les échantillons sont préalablement classés en ordre croissant. Enfin, pour estimer le niveau du clutter et décider de la présence ou de l'absence de la cible d'intérêt, l'ensemble homogène sélectionné par chaque technique est utilisé par un détecteur CFAR de la littérature radar. Plus précisément, ce détecteur CFAR est composé de deux algorithmes, l'un à vocation de censure et l'autre à vocation de détection CFAR. En effet, dans le cas de la présence d'un bord de clutter, la vertu des détecteurs à censure automatique, i.e., à censure automatique, satisfait à une amélioration appréciable des performances de détection par rapport à leurs homologues, i.e., à censure fixe. Pour asseoir l'efficacité de la censure et de la détection de chaque détecteur à censure automatique, nous le comparons dans une pléiade de scénarios, à travers les simulations de Monte Carlo, à son équivalent, i.e., à censure fixe. A partir des résultats obtenus, il s'avère que les détecteurs à censure automatique et leurs homologues exhibent les mêmes performances de détection pour un clutter homogène; cependant, le premier surpasse le deuxième significativement dans le cas de la présence d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence.

1.9 Organisation du Manuscrit

Nous avons articulé ce manuscrit autour de quatre chapitres.

Dans le Chapitre 2, nous rappelons brièvement les définitions de quelques lois de distributions que nous allons utiliser dans ce travail. Ensuite, nous analysons deux techniques d'estimation de la position du bord de clutter en milieux Weibull et Log-normal. Enfin, pour compléter l'étude, nous analysons deux détecteurs CFAR convenables basés sur ces deux techniques en milieux Weibull et Log-normal.

Dans le Chapitre 3, nous examinons, par les simulations de Monte Carlo, et comparons les performances des deux techniques de localisation automatique de la position du bord de clutter s'il en existe un dans la fenêtre de référence. Nous nous intéressons à un clutter Log-normal et un clutter Weibull IID de paramètres inconnus. Enfin, pour garantir l'efficacité des deux techniques, nous évaluons les performances de détection des détecteurs Log-t et BLU-CFAR conventionnels basés sur la première et la deuxième technique, respectivement. Pour cela, nous comparons chaque détecteur à censure automatique à son homologue à censure fixe pour le cas d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter homogène et en présence d'un bord de clutter.

Finalement, dans le Chapitre 4, nous résumons notre contribution. Ensuite, nous exposons les principaux résultats de ce travail. Enfin, nous citons quelques perspectives et travaux futurs inhérents à cet axe de recherche.

Chapitre 2

Localisation de la Position du Bord de Clutter et Détection CFAR en Milieux Weibull et Log-normal

Dans ce deuxième Chapitre, nous rappelons brièvement les définitions de quelques lois de distributions que nous allons utiliser dans ce mémoire. Ensuite, nous analysons deux techniques d'estimation de la position du bord de clutter en milieux Weibull et Log-normal. Enfin, pour compléter l'étude, nous analysons deux détecteurs CFAR convenables basés sur ces deux techniques en milieux Weibull et Log-normal.

2.1 Introduction

2.2 Quelques Lois de Distributions

2.3 Estimateurs de la Position du Bord de Clutter en Milieux Weibull et Log-normal

2.4 Détecteurs CFAR à Censure Automatique en Milieux Weibull et Log-normal

2.5 Conclusion

2.1 Introduction

Le radar est conçu pour détecter automatiquement des cibles se trouvant dans son espace de surveillance. Après de multiples traitements, le signal échantillonné des échos reçus est stocké dans des registres à décalage. Cet échantillonnage en portée permet de générer, pour chaque cellule de portée, une décision binaire caractérisant la présence ou l'absence d'un écho de cible. A l'image de tout système de communication, le signal utile est accompagné de bruit thermique et d'échos indésirables dus aux cibles interférentes et bord de clutter. A partir du moment où le niveau de puissance des échos indésirables est inconnu, la détection s'effectue par comparaison du signal reçu à un seuil adaptatif. Ce seuil varie dynamiquement, selon la puissance locale au voisinage de la CST. Ce sont des cellules de portée adjacentes, appelées cellules de référence, situées de part et d'autre de la CST, qui servent à estimer le niveau moyen de la puissance locale. La détection adaptative utilise cet estimateur local en vue de maintenir une probabilité de fausse alarme constante; il s'agit des détecteurs CFAR. La réalité montre que la condition d'homogénéité de l'environnement n'est pas toujours vérifiée. Ainsi, une famille de détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre n a été proposée pour améliorer les performances de détection en milieux hétérogènes. Cependant, ces détecteurs voient leurs performances de détection se dégrader énormément quand une connaissance *a priori* des discontinuités du clutter n'est pas rendue possible; i.e., détecteurs à de censure fixe. Dans de tels cas, l'idéal serait de pouvoir adapter ces détecteurs à toute hétérogénéité de l'environnement et ce en leur changeant automatiquement, si besoin est, leurs points de censure et par la même leurs performances de détection. Autrement dit, c'est l'objectif principal des techniques de censure automatique [4, 17].

2.2 Quelques Lois de Distributions

Dans cette section, nous rappelons les définitions des distributions que nous avons utilisées dans ce manuscrit. De ce fait, pour chaque distribution de variable aléatoire réelle continue, nous donnons sa fonction de densité de probabilité (probability density function, pdf), sa fonction de densité cumulative (cumulative density function, cdf) et son moment d'ordre n . Soit X une variable aléatoire continue. À partir de l'équation du moment d'ordre n ($n \in \mathbb{N}^*$), nous pouvons déduire l'expression de la moyenne $E[X]$ pour $n = 1$, où $E[\cdot]$ désigne l'espérance mathématique, et l'expression de la puissance moyenne $E[X^2]$ pour $n = 2$. De ce fait, la variance, notée $Var(\cdot)$, est définie par :

$$Var(X) = E[X^2] - E^2[X] \quad (2.1)$$

2.2.1 Distribution Uniforme

La distribution uniforme est celle qui modélise le mieux les phénomènes continus uniformément répartis sur un intervalle donné. Une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ suit une distribution uniforme sur l'intervalle $[a, b] \subset \mathcal{R}$, notée $X \sim U([a, b])$, si sa pdf vérifie [4] :

$$f_X(x) = \frac{1}{b-a}, \quad a \leq x \leq b \quad (2.2)$$

Sa cdf est définie par :

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & x > b \end{cases} \quad (2.3)$$

L'expression de son moment d'ordre n est donnée par :

$$E[X^n] = \frac{b^{n+1} - a^{n+1}}{(n+1)(b-a)} \quad (2.4)$$

2.2.2 Distribution Gaussienne

La distribution Gaussienne (Normale) est importante et très utile. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ suit une distribution Gaussienne à deux paramètres μ et σ , notée $X \sim N(\mu, \sigma)$, si sa pdf s'écrit [4] :

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad \mu \in \mathcal{R} \text{ et } \sigma \in \mathcal{R}^+ \quad (2.5)$$

où μ , la moyenne de X , représente le paramètre de position et σ , l'écart type de X , représente le paramètre d'échelle. Nous disons que la distribution Normale est centrée si $\mu = 0$. Elle est dite réduite si $\sigma = 1$. Donc, la distribution Normale centrée réduite, appelée aussi distribution Normale standard, est obtenue pour $\mu = 0$ et $\sigma = 1$. Sa cdf est donnée par :

$$F_X(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right] \quad (2.6)$$

où $\operatorname{erf}(\cdot)$ représente la fonction d'erreur. L'expression de son moment d'ordre n est donnée par:

$$E[X^n] = n! \sum_{i=0}^k \frac{\mu^{n-2i} \sigma^{2i}}{2^i i! (n-2i)!} \text{ avec } k = \begin{cases} n/2 & \text{pour } n \text{ pair} \\ (n-1)/2 & \text{pour } n \text{ impair} \end{cases} \quad (2.7)$$

2.2.3 Distribution Log-normale

La distribution Log-normale a été développée dans le but d'être appliquée dans une grande variété de situations réelles telles que la modélisation de clutter de surface à angle d'incidence petit et de radars à haute résolution. C'est une distribution dont le logarithme est normalement distribué. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}_+^*$ suit une distribution Log-normale à deux paramètres μ et σ , notée $X \sim LN(\mu, \sigma)$, si sa pdf s'écrit [4] :

$$f_X(x) = \frac{1}{x \sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{[\ln(x)-\mu]^2}{2\sigma^2}\right], \quad \mu \in \mathbb{R} \text{ et } \sigma \in \mathbb{R}^+ \quad (2.8)$$

où \ln est le logarithme Népérien, μ , la moyenne de $\ln(x)$, représente le paramètre d'échelle et σ , l'écart type de $\ln(x)$, représente le paramètre de forme. La distribution Log-normale standard est obtenue pour $\mu = 0$. Des investigations sur les données réelles du clutter ont montrés que $\sigma \in [0.355, 1.147]$. Sa cdf s'écrit :

$$F_X(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\ln(x)-\mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right] \quad (2.9)$$

L'expression de son moment d'ordre n est :

$$E[X^n] = \exp\left(n\mu + \frac{n^2}{2}\sigma^2\right) \quad (2.10)$$

Soit Y une variable aléatoire qui suit une distribution Normale de paramètres μ et σ , i.e., $Y \sim N(\mu, \sigma)$, alors la variable aléatoire $X = \exp(Y)$ suit une distribution Log-normale ayant les mêmes paramètres, i.e., $X \sim LN(\mu, \sigma)$.

2.2.4 Distribution Rayleigh

La distribution Rayleigh est fréquemment utilisée pour modéliser les statistiques des signaux de communication et radar. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}^+$ suit une distribution Rayleigh de paramètre σ , notée $X \sim R(\sigma)$, si sa pdf est donnée par [4] :

$$f_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad \sigma > 0 \quad (2.11)$$

Sa cdf est donnée par:

$$F_X(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.12)$$

L'expression de son moment d'ordre n est:

$$E[X^n] = (\sigma\sqrt{2})^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{2}\right) \quad (2.13)$$

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

2.2.5 Distribution Weibull

La distribution Weibull est aussi utilisée pour modéliser le clutter de surface. Cependant, ce modèle de distribution offre un large éventail de représentations de clutter réels, beaucoup plus important que celui du modèle Log-normal ou Rayleigh. Une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}^+$ suit une distribution Weibull à deux paramètres α et β , notée $X \sim W(\alpha, \beta)$, si sa pdf est définie par [4]:

$$f_X(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right], \quad \alpha \text{ et } \beta \in \mathcal{R}_+^* \quad (2.14)$$

où α et β sont, respectivement, les paramètres d'échelle et de forme. La distribution Weibull standard est obtenue lorsque $\alpha = 1$. Noter que pour $\beta = 1$ et $\beta = 2$, la pdf de la distribution

Weibull conduit, respectivement à celle d'une Exponentielle et celle d'une Rayleigh. Par contre, pour $\beta > 2.5$, la pdf de la distribution Weibull tend vers celle d'une Gaussienne. Par ailleurs, des valeurs de $\beta < 1$ permettent la simulation d'un clutter spiky. Sa cdf s'écrit:

$$F_X(x) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{\alpha} \right)^\beta \right] \quad (2.15)$$

L'expression de son moment d'ordre n est donnée par:

$$E[X^n] = \alpha^n \Gamma \left(1 + \frac{n}{\beta} \right) \quad (2.16)$$

2.2.6 Distribution Gumbel

Les distributions Gumbel (de valeurs extrêmes de types I) sont des distributions de probabilités continues. Elles ont deux formes basées sur la plus petite valeur extrême (forme minimale) et la plus grande valeur extrême (forme maximale), respectivement. Comme, dans ce travail, nous nous intéressons uniquement à la forme minimale, le terme Gumbel se réfère toujours à la distribution Gumbel de valeur extrême petite. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ suit une distribution Gumbel de deux paramètres a et b , notée $X \sim G(a, b)$, si sa pdf est définie par [4] :

$$f_X(x) = \frac{1}{b} \exp \left[\frac{x-a}{b} - \exp \left(\frac{x-a}{b} \right) \right], \quad a \in \mathcal{R} \quad \text{et} \quad b \in \mathcal{R}_+^* \quad (2.17)$$

où a et b représentent, respectivement, les paramètres de position et d'échelle. La distribution Gumbel standard est obtenue lorsque $a = 0$ et $b = 1$. Sa cdf s'écrit:

$$F_X(x) = 1 - \exp \left[- \exp \left(\frac{x-a}{b} \right) \right] \quad (2.18)$$

L'expression de sa moyenne est donnée par:

$$E[X] = a - \gamma b \quad (2.19)$$

où $\gamma \approx 0.577216$ est la constante d'Euler-Mascheroni. L'expression de sa variance est donnée par:

$$Var(X) = \frac{1}{6} \pi^2 b^2 \quad (2.20)$$

Soit Y une variable aléatoire qui suit une distribution Weibull de paramètres α et β , $Y \sim W(\alpha, \beta)$, alors la variable aléatoire $X = Ln(Y)$ suit une distribution Gumbel de paramètres a et b , $X \sim G(a, b)$, avec $a = Ln(\alpha)$ et $b = \beta^{-1}$.

2.3 Estimateurs de la Position du Bord de Clutter en Milieux Weibull et Log-normal

2.3.1 Analyse de la Première Technique

Dans cette section, nous analysons un algorithme de détection et estimation de la position du bord de clutter s'il en existe un dans la fenêtre de référence en milieux Weibull et Log-normal.

Cet algorithme est un préprocesseur introduit dans [1] afin d'améliorer la performance du détecteur Log-t CFAR [31] dans un clutter Weibull.

La structure générale de ce détecteur, Figure 2.1, est telle que les sorties du détecteur linéaire, $Y_i, i = 0, 1, \dots, N$, soient passées à travers un amplificateur logarithmique pour les transformer en variables aléatoires $X_i, i = 0, 1, \dots, N$, avant de les stocker en série dans un registre à décalage de longueur $N + 1$, correspondant à N cellules de référence, $X_i, i = 1, 2, \dots, N$, entourant la cellule sous test (CST, X_0).

La taille de la fenêtre de référence N est supposée assez petite telle que la probabilité d'avoir plus d'un bord de clutter dans une seule fenêtre est insignifiante. Autrement dit, soit il n'existe pas de bord dans la fenêtre de référence ou il en existe un plus dont la position est inconnue.

La cible primaire est supposée de type Rayleigh et les échantillons $Y_i, i = 0, 1, \dots, N$, en absence de la cible primaire sont $N + 1$ variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (IID) selon une pdf Weibull ayant des paramètres d'échelle (α) et de forme (β) (ou Log-normale ayant des paramètres d'échelle (μ) et de forme (σ)) inconnus. Conséquemment, les variables aléatoires $X_i = \text{Ln}(Y_i), i = 0, 1, \dots, N$, en l'absence de la cible primaire, sont IID selon une pdf Gumbel de paramètres de position (a) et d'échelle (b) (ou Normale de paramètres de position (μ) et d'échelle (σ)) inconnus. Plus précisément, si Y_i est une variable aléatoire Weibull, donc sa pdf est donnée par l'équation (2.14). Par conséquent, la variable X_i suit une pdf Gumbel donnée par l'équation (2.17). D'autre part, si Y_i est une variable aléatoire Log-normale, donc sa pdf est donnée par l'équation (2.8). Donc, la variable X_i suit une pdf Normale donnée par l'équation (2.5).

La présence d'un bord de clutter entre les cellules de référence M et $M + 1$ où $1 \leq M \leq N - 1$, scinde le vecteur X en un vecteur $X1 = [X_1, X_2, \dots, X_M]^T$ de taille M et un vecteur $X2 = [X_{M+1}, X_{M+2}, \dots, X_N]^T$ de taille $N - M$. Donc, les paramètres des distributions des éléments de $X1$ et de $X2$ peuvent être différents dans ces deux vecteurs.

Les étapes d'estimation de la position du bord de clutter la plus probable s'il y en existe un, sont données comme suit [1] :

- Soit $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$ un vecteur de taille N contenant les échantillons de la fenêtre de référence.
- Calculer

$$f(m) = \begin{cases} N \text{Ln}(\text{std}(X)) - 2 \text{Ln}(N); & m = 1 \\ m \text{Ln}(\text{std}(X1)) + (N - m) \text{Ln}(\text{std}(X2)); & 2 \leq m \leq N - 2 \end{cases} \quad (2.21)$$

où

$$\text{std}(x) = \left[\frac{1}{N} \sum_j^N \left[x_j - \frac{1}{N} \sum_k^N x_k \right]^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.22)$$

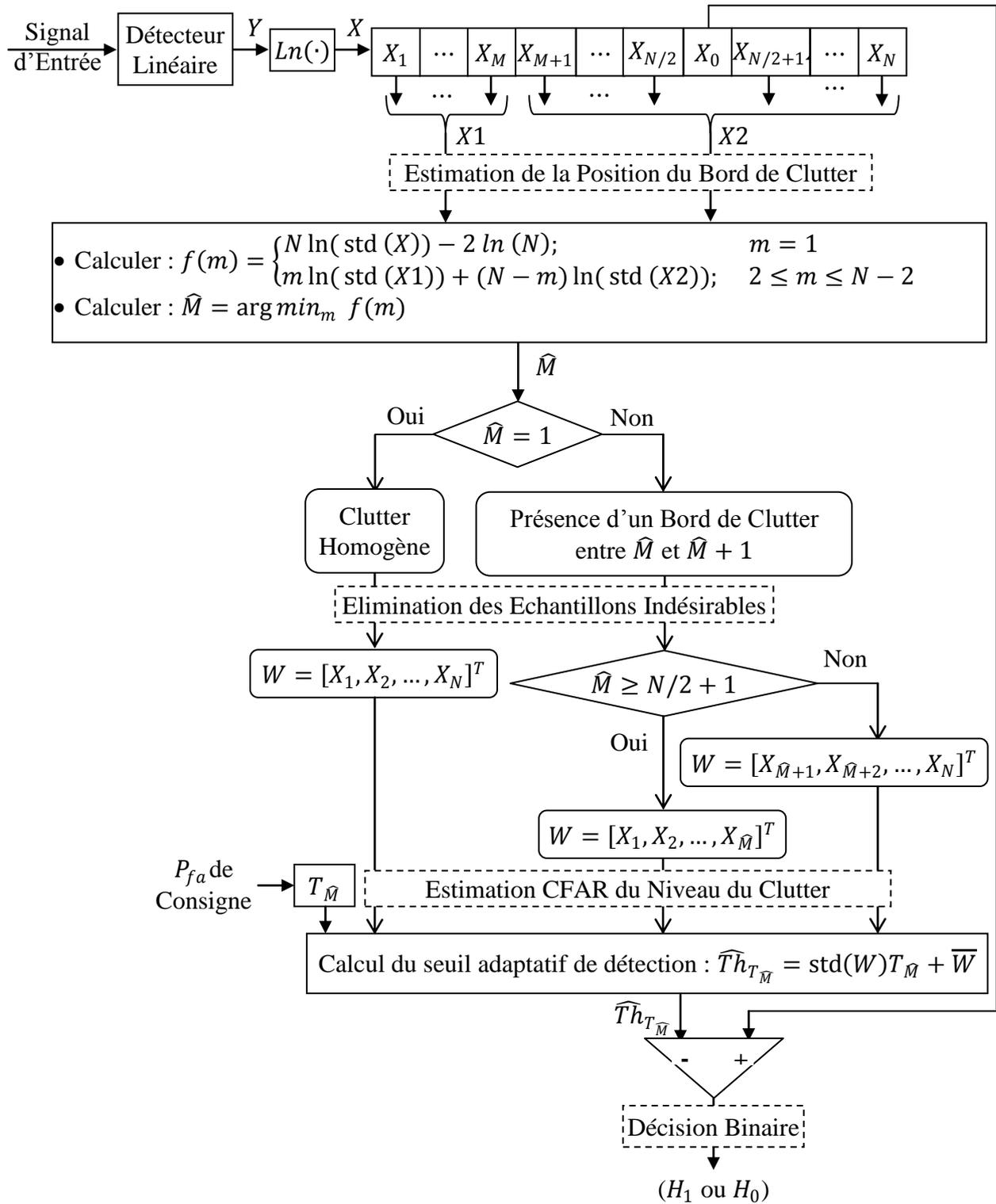


Figure 2.1 Schéma fonctionnel d'un détecteur Log-t CFAR conventionnel basé sur un algorithme de localisation du bord de clutter pour un clutter Weibull et Log-normal.

où $X1 = [X_1, X_2, \dots, X_m]^T$ et $X2 = [X_{m+1}, X_{m+2}, \dots, X_N]^T$. Notez que le critère ci-dessus ne peut pas être évalué pour $m = N - 1$ car l'écart type d'un seul échantillon est zéro. Toutefois, ce cas représente l'exclusion d'un seul échantillon qui n'a aucun impact significatif sur les performances de la détection.

- Le bord de clutter est situé entre \hat{M} et $\hat{M} + 1$ avec :

$$\hat{M} = \operatorname{argmin}_m f(m) \quad (2.23)$$

Ce qui veut dire que la position estimée \hat{M} est la valeur de m qui correspond à la valeur minimale de $f(m)$.

2.3.2 Analyse de la Deuxième Technique

Dans cette section, nous analysons un autre algorithme de localisation de la position du bord de clutter s'il en existe un dans la fenêtre de référence en milieux Weibull et Log-normal. Cet algorithme est introduit dans [2, 3] afin d'améliorer les performances du détecteur WH-CFAR [13] dans un clutter Weibull et Log-normal, respectivement. Cet algorithme utilise un seuil de censure des échantillons indésirables qui garantit un taux de fausse censure constant (CFCR). Par ailleurs, tout détecteur CFAR peut être utilisé en conjonction avec cet algorithme pour garantir aussi bien la propriété CFAR que la propriété CFCR; i.e., CFCAR. La propriété CFCAR est garantie par le seuil adaptatif utilisé et ce pour toutes les valeurs des paramètres des distributions Weibull et Log-normale. Donc, dans ce travail, pour garantir de meilleures performances de censure et de détection, nous utilisons un seuil adaptatif linéaire basé sur les estimateurs BLU [15, 16].

La Figure 2.2 illustre le schéma synoptique général de ce détecteur. Dans ce détecteur également, une amplification logarithmique est introduite après le détecteur linéaire pour transformer les variables aléatoires $Y_i, i = 0, 1, \dots, N$ en des variables aléatoires $X_i, i = 0, 1, \dots, N$, avant de les stocker également en série dans un registre à décalage de longueur $N + 1$, correspondant à N cellules de référence, $X_i, i = 1, 2, \dots, N$, qui permettent d'estimer le niveau inconnu du cutter; entourant la CST (X_0), supposée contenir la cible primaire.

Dans ce détecteur également, la taille de la fenêtre de référence N est supposée assez petite telle qu'il est impossible d'avoir plus qu'un bord de clutter, s'il en existe un, dans la fenêtre de référence.

Comme dans l'estimateur précédent (Section 2.3.1), la cible primaire est supposée Rayleigh et les échantillons $Y_i, i = 0, 1, \dots, N$, en absence de la cible primaire, sont IID selon une distribution Weibull (ou Log-normale) avec des paramètres inconnus. Donc, les variables $X_i = \ln(Y_i), i = 0, 1, \dots, N$, en absence de la cible primaire, sont IID selon une distribution Gumbel (ou Normale) de paramètres inconnus.

Dans ce détecteur, le contenu de la fenêtre de référence, i.e., les N variables $X_i, i = 1, \dots, N$, hormis celui de la CST (X_0), sont classées par ordre croissant pour obtenir les

échantillons $X_{(i)}$, $i = 1, \dots, N$; lesquels seront d'abord traités par l'algorithme de censure et ensuite, dans une version censurée, par l'algorithme de détection.

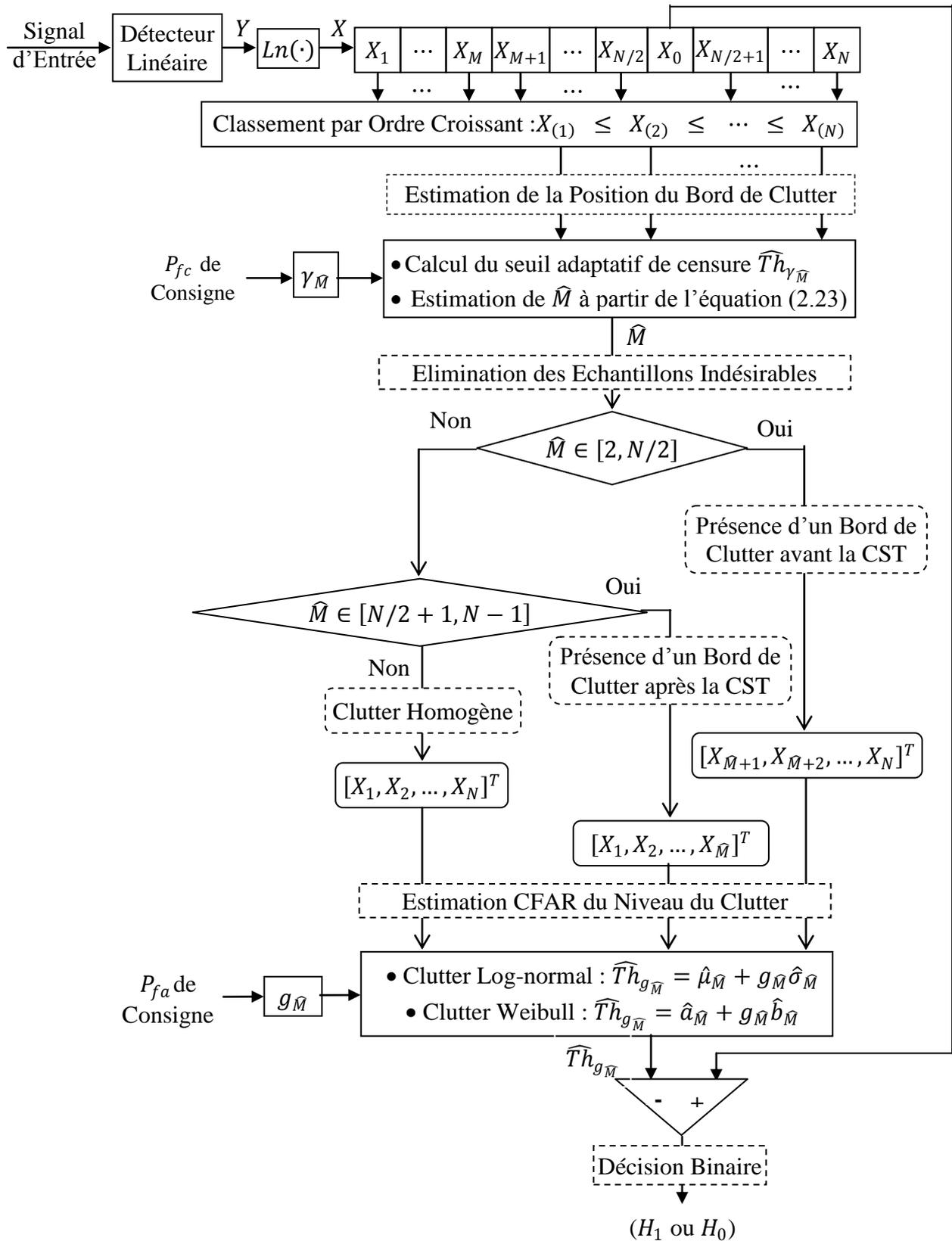


Figure 2.2 Schéma fonctionnel d'un détecteur BLU-CFAR conventionnel basé sur un algorithme de localisation du bord de clutter pour un clutter Weibull et Log-normal.

Cet algorithme est basé sur le test d'hétérogénéité suivant [4,32] :

$$X_{(\widehat{M}+1)} \underset{hH}{\overset{nhH}{>}} \widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}} \quad (2.24)$$

où nhH (*non homogeneous Hypothesis*) désigne la présence d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence et hH (*homogeneous Hypothesis*) désigne un clutter homogène. Soit \widehat{M} l'estimateur de M . Nous supposons que le clutter peut être présent dans la fenêtre de référence entre M et $M + 1$ où $1 \leq M \leq N - 1$. En outre, pour un clutter Log-normal, le seuil de censure adaptatif $\widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}}$ est écrit comme suit :

$$\widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}} = \hat{\mu}_{\widehat{M}} + \gamma_{\widehat{M}} \hat{\sigma}_{\widehat{M}} \quad (2.25)$$

Similairement, pour un clutter Weibull, le seuil de censure adaptatif $\widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}}$ est écrit comme suit :

$$\widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}} = \hat{a}_{\widehat{M}} + \gamma_{\widehat{M}} \hat{b}_{\widehat{M}} \quad (2.26)$$

Notez que pour calculer le seuil ci-dessus, il faut au moins deux échantillons. De ce fait, la valeur $M = 1$ ne peut pas être évaluée. Néanmoins, l'exclusion d'un seul échantillon parmi N n'a aucun impact significatif sur la performance de la détection de la cible.

Par ailleurs, pour un clutter Log-normal, les estimateurs linéaires $\hat{\mu}_{\widehat{M}}$ et $\hat{\sigma}_{\widehat{M}}$ de $\mu_{\widehat{M}}$ et $\sigma_{\widehat{M}}$, respectivement, sont écrit comme suit :

$$\hat{\mu}_{\widehat{M}} = \sum_{i=1}^{\widehat{M}} a_i X_{(i)} \quad \text{et} \quad \hat{\sigma}_{\widehat{M}} = \sum_{i=1}^{\widehat{M}} b_i X_{(i)} \quad (2.27)$$

où les a_i et les b_i , $i = 1, 2, \dots, N$ sont des coefficients qui ne dépendent que de N . Ils doivent être calculés une fois pour toutes pour un clutter Log-normal. De ce fait, soit $Z = [Z_1 Z_2 \dots Z_N]^T$ un vecteur de N variables aléatoires Normale standard IID, i.e., $N(0, 1)$. Les éléments de ce vecteur sont classés par ordre croissant donnant le vecteur ordonné $Z = [Z_{(1)} Z_{(2)} \dots Z_{(N)}]^T$. Le vecteur moyen de Z , noté EZ , est connu. Ainsi, les éléments $EZ_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ du vecteur EZ sont calculés une fois pour toute en fonction de N . La matrice de covariance de Z , notée B , est aussi connue. Ses éléments sont calculés une fois pour toute en fonction de N . Donc, $C = [1, EZ]$ est une matrice de taille $[N \times 2]$. Par conséquent, les a_i et les b_i , $i = 1, 2, \dots, N$, sont donnés par :

$$\begin{bmatrix} a_1 a_2 \dots a_N \\ b_1 b_2 \dots b_N \end{bmatrix} = (C^T B^{-1} C)^{-1} C^T B^{-1} \quad (2.28)$$

Similairement, pour un clutter Weibull, les estimateurs linéaires $\hat{a}_{\widehat{M}}$ et $\hat{b}_{\widehat{M}}$ de $a_{\widehat{M}}$ et $b_{\widehat{M}}$, respectivement, sont écrit comme suit :

$$\hat{a}_{\widehat{M}} = \sum_{i=1}^{\widehat{M}} a_i X_{(i)} \quad \text{et} \quad \hat{b}_{\widehat{M}} = \sum_{i=1}^{\widehat{M}} b_i X_{(i)} \quad (2.29)$$

De même, les a_i et b_i , $i = 1, 2, \dots, N$ sont des coefficients qui ne dépendent que de N . Ils doivent être également calculés une fois pour toute pour un clutter Weibull. De ce fait, soit

$Z = [Z_1 Z_2 \dots Z_N]^T$ un vecteur de N variables aléatoires Gumbel standard IID, i.e., $G(0, 1)$. Les éléments de ce vecteur sont classés par ordre croissant donnant le vecteur ordonné $Z = [Z_{(1)} Z_{(2)} \dots Z_{(N)}]^T$. Le vecteur moyen de Z , noté EZ , est connu. Ainsi, les éléments $EZ_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ du vecteur EZ sont calculés une fois pour toute en fonction de N . La matrice de covariance de Z , notée B , est aussi connue. Ses éléments sont calculés une fois pour toute en fonction de N . Donc, $C = [1, EZ]$ est une matrice de taille $[N \times 2]$. Par conséquent, les a_i et b_i , $i = 1, 2, \dots, N$, sont donnés par :

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_N \\ b_1 & b_2 & \dots & b_N \end{bmatrix} = (C^T B^{-1} C)^{-1} C^T B^{-1} \quad (2.30)$$

Le coefficient $\gamma_{\widehat{M}}$ du seuil de censure adaptatif $\widehat{Th}_{\gamma_{\widehat{M}}}$ est obtenu de telle sorte qu'une probabilité de fausse censure (P_{fc}) soit maintenue constante pour un environnement homogène. Par conséquent, pour un clutter Log-normal, la P_{fc} est donnée par :

$$P_{fc} = Prob \left\{ \frac{X_{(\widehat{M}+1)} - \widehat{\mu}_{\widehat{M}}}{\widehat{\sigma}_{\widehat{M}}} > \gamma_{\widehat{M}} \setminus hH \right\} \quad (2.31)$$

et pour un clutter Weibull, la P_{fc} est donnée par :

$$P_{fc} = Prob \left\{ \frac{X_{(\widehat{M}+1)} - \widehat{a}_{\widehat{M}}}{\widehat{b}_{\widehat{M}}} > \gamma_{\widehat{M}} \setminus hH \right\} \quad (2.32)$$

La pdf du statistique $(X_{(\widehat{M}+1)} - \widehat{\mu}_{\widehat{M}})/\widehat{\sigma}_{\widehat{M}}$ est indépendante de $\mu_{\widehat{M}}$ et $\sigma_{\widehat{M}}$ et celle du statistique $(X_{(\widehat{M}+1)} - \widehat{a}_{\widehat{M}})/\widehat{b}_{\widehat{M}}$ est aussi indépendante de $a_{\widehat{M}}$ et $b_{\widehat{M}}$. Par conséquent, la propriété CFCR, pour un clutter Log-normal et Weibull, est garantie pour toutes les valeurs des paramètres. Toutefois, comme il est difficile de trouver une expression analytique de la pdf de $\widehat{Th}_{\gamma_{\widehat{M}}}$, aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, nous déterminons le coefficient $\gamma_{\widehat{M}}$ en ayant recours aux simulations de Monte Carlo à travers les équations (2.31) et (2.32), respectivement.

Dans cet algorithme, nous avons besoin d'un indicateur binaire d , qui prend la valeur '0' quand il s'agit d'un clutter homogène et la valeur '1' quand un bord de clutter est présent dans la fenêtre de référence entre \widehat{M} et $\widehat{M} + 1$. A l'initialisation, nous supposons que $d = 0$.

Les étapes de cet algorithme sont résumées comme suit :

Fixant $\widehat{M} = 2$ et $d = 0$

Tant que $\widehat{M} \leq N - 1$ et $d = 0$

- Calculer $\widehat{\mu}_{\widehat{M}}$ et $\widehat{\sigma}_{\widehat{M}}$, Cf. équation (2.27) pour un clutter Log-normal ou $\widehat{a}_{\widehat{M}}$ et $\widehat{b}_{\widehat{M}}$, Cf. équation (2.29) pour un clutter Weibull.
- Sélectionner $\gamma_{\widehat{M}}$ pour satisfaire P_{fc} désirée, Cf. équation (2.31) pour un clutter Log-normal ou équation (2.32) pour un clutter Weibull.

- Calculer $\widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}}$, Cf. équation (2.25) pour un clutter Log-normal ou équation (2.26) pour un clutter Weibull.
- Effectuer le test d'hétérogénéité, cf. équation (2.24).

$$X_{(\widehat{M}+1)} \underset{hH}{\overset{nhH}{>}} \widehat{T}h_{\gamma_{\widehat{M}}}$$

Si nhH ; $d = 1$

Sinon $\widehat{M} = \widehat{M} + 1$

Fin

Fin

Afficher \widehat{M}

2.4 Détecteurs CFAR à Censure Automatique en Milieux Weibull et Log-normal

2.4.1 Détecteur Log-t CFAR Basé sur la Première Technique

Un détecteur CFAR à censure automatique, Figure 2.1, basé sur l'estimateur de la position du bord de clutter détaillé dans la Section 2.3.1 est proposé dans [1]. Ce détecteur est synthétisé comme suit. Il utilise l'estimateur de la position du bord de clutter de la Section 2.3.1 comme un préfiltre pour sélectionner le sous-ensemble approprié des échantillons de clutter. Ensuite, il élimine les échantillons de référence indésirables de X et conserve les échantillons IID désirables qui partagent les mêmes paramètres de clutter comme la CST dans un vecteur W . Enfin, le détecteur log-t CFAR [31] utilise le vecteur W pour calculer le seuil adaptatif du clutter et décide de la présence ou l'absence de la cible. Les éléments de W sont choisis comme suit :

➤ Pour $\widehat{M} = 1$, le bord de clutter n'existe pas et le clutter est considéré comme homogène. Donc, nous choisissons $W = X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$.

➤ Pour $\widehat{M} \geq N/2 + 1$, la CST se trouve dans la région de clutter de puissance faible. Donc, les échantillons dans la région de clutter de puissance élevée sont indésirables. Donc, nous choisissons $W = [X_1, X_2, \dots, X_{\widehat{M}}]^T$.

➤ Sinon, la CST se trouve dans la région de clutter de puissance élevée. Donc, les échantillons dans la région de clutter de puissance faible sont indésirables. Donc, nous choisissons $W = [X_{\widehat{M}+1}, X_{\widehat{M}+2}, \dots, X_N]^T$.

Ce détecteur est basé sur le test suivant [1] :

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \widehat{T}h_{T_{\widehat{M}}} = \text{std}(W)T_{\widehat{M}} + \overline{W} \quad (2.33)$$

Les hypothèses H_1 et H_0 dénotent la présence et l'absence d'une cible dans la CST, respectivement. $\widehat{T}h_{T_{\widehat{M}}}$ est le seuil adaptatif de détection. \overline{W} et $\text{std}(W)$ sont la moyenne et l'écart type du vecteur W . Les valeurs du coefficient $T_{\widehat{M}}$ du seuil de détection varient en fonction de \widehat{M} . Le détecteur à censure automatique et le détecteur Log-t CFAR [31] ont la même expression. Leur différence est que la taille du vecteur W dans (2.33) varie en fonction de \widehat{M} . Nous pouvons récrire (2.33) comme suit :

$$t = \frac{X_0 - \overline{W}}{\text{std}(W)} \begin{matrix} > \\ \leq \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ T_{\widehat{M}} \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.34)$$

Dans ce détecteur, la pdf du statistique de test t est indépendante des paramètres du clutter. Donc, la probabilité de fausses alarmes (P_{fa}) ne dépend pas de ces paramètres. En d'autres termes, pour \widehat{M} donné, ce détecteur est CFAR dans un clutter Log-normal et Weibull homogène. Il satisfait une P_{fa} constante, par rapport aux paramètres de clutter, donnée pour tous \widehat{M} par :

$$P_{fa} = \text{Prob}\{t > T_{\widehat{M}} \mid H_0\} \quad (2.35)$$

Toutefois, comme il est difficile de trouver une expression analytique de la pdf de $\widehat{T}h_{T_{\widehat{M}}}$, aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, pour mettre en application ce détecteur, nous calculons les valeurs du coefficient $T_{\widehat{M}}$ en ayant recours aux simulations de Monte Carlo à travers l'équation (2.35) pour $P_{fa} = 10^{-4}$.

De plus, comme la pdf de $X_0 \mid H_1$ ne possède pas une forme analytique, aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, nous déterminons par les simulations de Monte Carlo la probabilité de détection (P_d) à partir de l'équation :

$$P_d = \text{Prob}\{X_0 > \widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}} \mid H_1\} \quad (2.36)$$

2.4.2 Détecteur BLU-CFAR Basé sur la Deuxième Technique

Un détecteur BLU-CFAR à censure automatique, Figure 2.2, basé sur l'estimateur de la position du bord de clutter détaillé dans la Section 2.3.2 est étudié dans ce travail. Ce détecteur utilise d'abord l'estimateur de la position du bord de clutter (Section 2.3.2) pour censurer les échantillons de référence indésirables qui ne partagent pas les mêmes paramètres de clutter comme la CST. Ensuite, le détecteur BLU-CFAR [31] utilise les échantillons IID désirables restants pour estimer le niveau inconnu du clutter.

Le bord de clutter peut être situé avant la CST, i.e., $\widehat{M} \in [2, N/2]$. Dans ce cas, la CST baigne dans la région où le clutter est de puissance élevée. Ainsi, les \widehat{M} échantillons baignant dans la région où le clutter est de puissance faible sont indésirables et doivent être censurés. De même, le bord de clutter peut être situé après la CST, i.e., $\widehat{M} \in [N/2 + 1, N - 1]$. Dans ce cas, la

CST baigne dans la région où le clutter est de puissance faible. De ce fait, les $(N - \widehat{M})$ échantillons baignant dans la région où le clutter est de puissance élevée sont indésirables et doivent être censurés. Sinon, le clutter est supposé homogène et donc toute la fenêtre de référence est utilisée pour estimer le niveau inconnu du clutter.

L'algorithme de détection automatique est basé sur le test d'hypothèse suivant :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ X_0 > \widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}} \\ \leq \\ H_0 \end{array} \quad (2.37)$$

Pour un clutter Log-normal, le seuil de détection adaptatif $\widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}}$ est estimé comme suit:

$$\widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}} = \widehat{\mu}_{\widehat{M}} + g_{\widehat{M}} \widehat{\sigma}_{\widehat{M}} \quad (2.38)$$

et, pour un clutter Weibull, il s'écrit:

$$\widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}} = \widehat{a}_{\widehat{M}} + g_{\widehat{M}} \widehat{b}_{\widehat{M}} \quad (2.39)$$

Une cible est déclarée présente (hypothèse H_1) si la valeur de X_0 dépasse la valeur de $\widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}}$, sinon, elle est déclarée absente (hypothèse H_0). L'estimateur \widehat{M} de M est déterminé par l'algorithme de censure.

Le coefficient $g_{\widehat{M}}$ du seuil de détection adaptatif $\widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}}$ est obtenu de telle sorte que la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) soit maintenue constante pour un environnement homogène. Par conséquent, pour un clutter Log-normal, la P_{fa} est donnée par :

$$P_{fa} = Prob \left\{ \frac{X_0 - \widehat{\mu}_{\widehat{M}}}{\widehat{\sigma}_{\widehat{M}}} > g_{\widehat{M}} \mid H_0 \right\} \quad (2.40)$$

et pour un clutter Weibull, elle devient:

$$P_{fa} = Prob \left\{ \frac{X_0 - \widehat{a}_{\widehat{M}}}{\widehat{b}_{\widehat{M}}} > g_{\widehat{M}} \mid H_0 \right\} \quad (2.41)$$

Il est montré dans [16] que la pdf de la statistique $(X_0 - \widehat{\mu}_{\widehat{M}})/\widehat{\sigma}_{\widehat{M}}$ est indépendante des paramètres de la distribution Normale. De même, il est montré dans [15] que la pdf de la statistique $(X_0 - \widehat{a}_{\widehat{M}})/\widehat{b}_{\widehat{M}}$ est aussi indépendante des paramètres de la distribution Gumbel. Par conséquent, la propriété CFAR, pour un clutter Log-normal ou Weibull, est garantie pour toutes les valeurs des paramètres de position et d'échelle. Toutefois, comme il est difficile de trouver une expression analytique de la pdf de $\widehat{T}h_{g_{\widehat{M}}}$ aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, nous déterminons le coefficient $g_{\widehat{M}}$ en ayant recours aux simulations de Monte Carlo à travers les équations (2.40) et (2.41), respectivement. De plus, comme la pdf de $X_0 \mid H_1$ ne possède pas de forme analytique, aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, nous recourons aux simulations de Monte Carlo pour déterminer la probabilité de détection (P_d) définie par :

$$P_d = Prob\{X_0 > \widehat{Th}_{g_{\widehat{M}}}\setminus H_1\} \quad (2.42)$$

Par ailleurs, pour un clutter Log-normal, les estimateurs linéaires $\hat{\mu}_{\widehat{M}}$ et $\hat{\sigma}_{\widehat{M}}$ sont donnés par :

$$\hat{\mu}_{\widehat{M}} = \begin{cases} \sum_{i=\widehat{M}+1}^N a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [2, N/2] \\ \sum_{i=1}^{\widehat{M}} a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [N/2 + 1, N - 1] \\ \sum_{i=1}^N a_i X_{(i)} & ; \text{partout ailleurs} \end{cases} \quad (2.43)$$

et

$$\hat{\sigma}_{\widehat{M}} = \begin{cases} \sum_{i=\widehat{M}+1}^N a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [2, N/2] \\ \sum_{i=1}^{\widehat{M}} a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [N/2 + 1, N - 1] \\ \sum_{i=1}^N a_i X_{(i)} & ; \text{partout ailleurs} \end{cases} \quad (2.44)$$

où les coefficients a_i et b_i doivent être obtenus pour un clutter Log-normal de l'équation (2.28).

Similairement, pour un clutter Weibull, les estimateurs linéaires $\hat{a}_{\widehat{M}}$ et $\hat{b}_{\widehat{M}}$ sont donnés par :

$$\hat{a}_{\widehat{M}} = \begin{cases} \sum_{i=\widehat{M}+1}^N a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [2, N/2] \\ \sum_{i=1}^{\widehat{M}} a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [N/2 + 1, N - 1] \\ \sum_{i=1}^N a_i X_{(i)} & ; \text{partout ailleurs} \end{cases} \quad (2.45)$$

et

$$\hat{b}_{\widehat{M}} = \begin{cases} \sum_{i=\widehat{M}+1}^N a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [2, N/2] \\ \sum_{i=1}^{\widehat{M}} a_i X_{(i)} & ; \widehat{M} \in [N/2 + 1, N - 1] \\ \sum_{i=1}^N a_i X_{(i)} & ; \text{partout ailleurs} \end{cases} \quad (2.46)$$

De même, les coefficients a_i et b_i doivent être obtenus pour un clutter Weibull à partir de l'équation (2.30).

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé brièvement les définitions de quelques lois de distributions que nous avons utilisées dans ce travail. Ensuite, nous avons analysé deux techniques d'estimation de la position du bord de clutter en milieux Weibull et Log-normal. Enfin, pour compléter l'étude, nous avons analysé deux détecteurs CFAR basés sur ces deux techniques en milieux Weibull et Log-normal. Le chapitre suivant, nous permettra d'analyser et de comparer les performances de ces deux techniques à travers les simulations de Monte Carlo.

Chapitre 3

Simulations

Dans ce troisième Chapitre, nous examinons et comparons, par les simulations de Monte Carlo, les performances des deux techniques de localisation automatique de la position d'un bord de clutter, s'il en existe un, dans la fenêtre de référence. Pour ce faire, nous nous intéressons à un clutter Log-normal et un clutter Weibull IID de paramètres inconnus. Pour assoir l'efficacité des deux techniques, nous évaluons les performances de détection des détecteurs Log-t et BLU-CFAR basés respectivement, sur la première et la deuxième technique. Pour cela, nous comparons chacun des détecteurs à censure automatique à son homologue à censure fixe pour une cible de type Swerling I noyée, d'une part, dans un clutter homogène et, d'autre part, en présence d'un bord de clutter.

3.1 Introduction

3.2 Simulations

3.3 Conclusion

3.1 Introduction

Il existe plusieurs facteurs qui agissent sur les performances de censure et de détection automatiques dans les systèmes radar de cibles noyées dans un clutter non-Gaussien inhomogène. A titre d'exemples, il convient de citer la distribution qui modélise le clutter, Log-normal ou Weibull, le type de cible Swerling I, II, III, IV ou V caractérisée par une probabilité de détection (P_d) et un rapport SCR qui caractérise sa puissance par rapport à celle du clutter et les probabilités de fausse censure (P_{fc}) et de fausse alarme (P_{fa}) qui définissent le caractère CFCR et CFAR des algorithmes de censure et de détection, respectivement. Par ailleurs, il y a aussi, la présence d'un bord de clutter caractérisé par un rapport CCR ou celle d'interférences caractérisées par un rapport ICR.

Ce chapitre est dévolu, d'une part, à l'évaluation et la comparaison, par les simulations de Monte Carlo, des performances des techniques de localisation de la position d'un bord de clutter [1-3] analysées dans le Chapitre 2. D'autre part, il est destiné à l'évaluation des performances de détection des détecteurs Log-t CFAR et BLU-CFAR à censure automatique basés sur la première et la deuxième technique, respectivement. Pour cela, nous comparons chacun de ces détecteurs à son homologue à censure fixe dans le cas d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter homogène et en présence d'un bord de clutter. Pour pouvoir mener à bien les simulations, nous utilisons la plateforme MATLAB.

3.2 Simulations

Pour évaluer les performances des techniques de localisation d'un bord de clutter en milieu Weibull et Log-normal, soit P_e la probabilité de l'estimation exacte du nombre M des échantillons situés avant le bord de clutter, qui s'écrit [32]:

$$P_e = Prob\{\widehat{M} = M\} \quad (3.1)$$

Comme il est difficile de trouver une expression analytique de P_e , sa valeur est obtenue par les simulations de Monte Carlo. Notons que, l'estimation de M peut conduire à une sous-estimation ($\widehat{M} < M$) ou sur-estimation ($\widehat{M} > M$). A cet effet, lorsque le bord de clutter est situé avant la CST, une sous-estimation de M diminue le seuil de détection et donc accroît la probabilité de fausse alarme; alors qu'une sur-estimation de M diminue le nombre des échantillons homogènes et donc détériore la probabilité de détection. De plus, lorsque le bord de clutter est situé après la CST, une sous-estimation de M diminue le nombre des échantillons homogènes et donc détériore la probabilité de détection; alors qu'une sur-estimation de M augmente le seuil de détection et donc masque la

cible. Donc, une sous-estimation ou une sur-estimation de M toutes deux constituent des propriétés indésirables dans la détection automatique des cibles. Enfin, d'une part, une sous-estimation de M induit une probabilité de sous-estimation ou under-estimation (P_u) donnée par [32]:

$$P_u = Prob\{\widehat{M} < M\} \quad (3.2)$$

Et une sur-estimation de M induit une probabilité de sur-estimation ou over-estimation (P_o) donnée par [32] :

$$P_o = Prob\{\widehat{M} > M\} \quad (3.3)$$

Notons également qu'il est difficile de trouver des expressions analytiques de P_u et P_o . Leurs valeurs sont donc déterminées par les simulations de Monte Carlo de manière à avoir [32]:

$$P_e + P_o + P_u = 1 \quad (3.4)$$

De ce fait, pour maximiser P_e , il faut minimiser P_u et P_o .

3.2.1 Hypothèses de Simulations

Pour évaluer les performances de censure et de détection des détecteurs Log-t et BLU-CFAR à censure automatique étudiés dans ce mémoire, nous menons une série de simulations de Monte Carlo à l'aide de la plateforme MATLAB. Pour ce faire, nous considérons les hypothèses suivantes :

- Un détecteur linéaire.
- Une fenêtre de référence de taille $N = 16, 24$ et 32 .
- Une cible Rayleigh (Swerling I) de paramètre σ_s et de puissance moyenne $P_s = 2\sigma_s^2$ (Cf. Section 2.2.4).
- Un clutter de distribution Log-normale de paramètres d'échelle $\mu = 1$ et de forme $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 .
- Un clutter de distribution Weibull de paramètres d'échelle $\alpha = 1$ et de forme $\beta = 0.5, 1$ et 2.5 .
- Un clutter Homogène ($M = 0$).
- Présence d'un bord de clutter avant la CST pour $M = 4$ et 8 échantillons avant le bord de clutter, et présence d'un bord de clutter après la CST pour $M = 12$ et 24 échantillons avant le bord de clutter.
- Une probabilité de fausse alarme désirée $P_{fa} = 10^{-4}$. Le nombre des itérations indépendantes de Monte Carlo ($MCR, Monte Carlo Runs$) doit donc être $MCR = 100/P_{fa}$.
- Une probabilité de fausse censure $P_{fc} = 10^{-2}$ où $MCR = 100/P_{fc}$.

- Un rapport de la puissance moyenne (P_s) de la cible et de la puissance moyenne (P_c) du clutter (SCR) exprimé en décibel (dB) par :

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_c} \right) \quad (3.5)$$

Nous nous intéressons à $SCR \in [0, 40] dB$.

Par conséquent, pour un clutter Log-normal (Cf. Section 2.2.3), le SCR_{dB} est donné par:

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{2\sigma_s^2}{\exp[2(\mu + \sigma^2)]} \right] \quad (3.6)$$

De même, pour un clutter Weibull (Cf. Section 2.2.5), le SCR_{dB} est donné par:

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{2\sigma_s^2}{\alpha^2 \Gamma(2/\beta + 1)} \right] \quad (3.7)$$

- Un rapport de la puissance moyenne (P_{c2}) du clutter de la région de puissance élevée et de la puissance moyenne du clutter (P_{c1}) de la région de puissance faible (CCR) exprimé en dB par :

$$CCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{c2}}{P_{c1}} \right) \quad (3.8)$$

Nous nous intéressons aux valeurs $CCR_{dB} = 10, 20$ et $30 dB$.

Il est important de rappeler que sous l'hypothèse H_1 , la CST est une variable aléatoire Rayleigh (t) représentant la cible Swerling I, à laquelle nous ajoutons une variable aléatoire non-Gaussienne; dans notre cas Log-normale ou Weibull (c) représentant le clutter. Nous obtenons ainsi, la variable aléatoire Y_0 . A la sortie de l'amplificateur logarithmique, la variable aléatoire X_0 s'écrit sous la forme la plus générale suivante.

$$X_0 = \text{Ln}(Y_0) = \text{Ln}(|t + c|) = \text{Ln}(\sqrt{|t|^2 + |c|^2 + 2|t||c|\cos\varphi}) \quad (3.9)$$

où $|\cdot|$ est l'opérateur module et φ l'angle entre t et c ; il est uniformément distribué dans l'intervalle $[0, 2\pi]$. Notons que le fait que c ait une distribution non-Gaussienne, une expression analytique de la pdf de X_0 est difficile à trouver. Toutefois, sous l'hypothèse H_0 , aussi bien X_0 que toutes les cellules de la fenêtre de référence, représentent des variables aléatoires normales si le clutter est de distribution Log-normale, et Gumbel si celui-ci est de distribution Weibull.

3.2.2 Résultats de Simulations

3.2.2.1 Calcul des Coefficients des Seuils de Censure et de Détection

Coefficients des Seuils Adaptatifs de Censure

Avant d'aller plus loin, nous avons vu dans le chapitre précédent que la deuxième technique de localisation de la position d'un bord de clutter requiert le calcul 'offline', par simulations de Monte Carlo, des valeurs du coefficient (γ_M) du seuil de censure (\widehat{Th}_{γ_M}) pour $M \in [2, N - 1]$ via l'équation (2.31) pour un clutter Weibull et via l'équation (2.30) pour un clutter Log-normal. A cet effet, les Tableaux 3.1 a et b résument ces valeurs pour une $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16, 24$ et 32 pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement.

Coefficients des Seuils Adaptatifs de Détection

Par ailleurs, le Chapitre 2 montre également que le détecteur Log-t CFAR basé sur la première technique de localisation de la position d'un bord de clutter a besoin des valeurs du coefficient (T_M) du seuil de détection (\widehat{Th}_{T_M}) avec $M = 0$ pour un clutter homogène et $M \in [2, N - 2]$ en présence d'un bord de clutter. De ce fait, les Tableaux 3.2 a et b résument ces valeurs pour une $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 pour un clutter homogène Weibull et Log-normal via l'équation (2.34).

Similairement, le Chapitre 2 montre que le détecteur BLU-CFAR basé sur la deuxième technique de localisation de la position d'un bord de clutter requiert le calcul des valeurs du coefficient (g_M) du seuil de détection (\widehat{Th}_{g_M}) avec $M = 0$ pour un clutter homogène et $M \in [2, N - 1]$ en présence d'un bord de clutter. Donc, les Tableaux 3.3 a et b résument ces valeurs pour une $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 pour un clutter homogène, Weibull via l'équation (2.40) et Log-normal via l'équation (2.39).

Tableaux 3.1 Coefficient de seuil de censure ($\gamma_{\hat{M}}$) de la deuxième technique pour un clutter homogène; $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16, 24$ et 32 . a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

\hat{M} N	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
16	51.6901	4.6104	1.9303	0.9948	0.6498	0.6449	0.6496	0.7262	0.8401	0.9835	1.1584	1.3817	1.7653	2.3079	×
24	43.1241	4.1168	1.0910	0.3696	0.1414	-0.0136	0.0203	0.0092	0.0462	0.1478	0.2472	0.3191	0.4119	0.4988	0.6027
32	37.8050	3.7348	0.7673	-0.0489	-0.2507	-0.4080	-0.4347	-0.3592	-0.3603	-0.2918	-0.2213	-0.1542	-0.0910	-0.0100	0.0681
\hat{M} N	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31
16	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
24	0.7428	0.8460	1.0045	1.1611	1.3828	1.6860	2.2041	×	×	×	×	×	×	×	×
32	0.1433	0.2018	0.2789	0.3566	0.4618	0.5274	0.6231	0.7173	0.8015	0.9352	1.0643	1.2292	1.4000	1.7071	2.1664

b)

\hat{M} N	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
16	23.8243	2.4368	1.0567	0.8211	0.7133	0.7566	0.8606	0.9641	1.1613	1.3604	1.5553	1.9259	2.4848	3.5282	×
24	23.6561	2.0673	0.5901	0.2486	0.2195	0.1688	0.2066	0.2900	0.3312	0.4281	0.4925	0.6256	0.7426	0.8352	0.9607
32	21.7214	1.4587	0.2983	-0.0446	-0.1457	-0.1322	-0.1010	-0.0775	-0.0438	0.0283	0.1045	0.1849	0.2376	0.2905	0.3646
\hat{M} N	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31
16	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
24	1.1201	1.2506	1.4586	1.6900	2.0013	2.5453	3.5193	×	×	×	×	×	×	×	×
32	0.4492	0.5321	0.6031	0.6967	0.7936	0.8791	0.9961	1.1090	1.2496	1.4118	1.5760	1.8087	2.1229	2.5374	3.5721

Tableaux 3.2 Coefficient de seuil de détection ($T_{\hat{M}}$) de la première technique pour un clutter homogène; $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 . a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

\hat{M} N	0	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
16	3.4188	3.6195	3.7818	3.9755	4.1643	4.4460	4.8954	5.3980	4.9073	4.4393	4.1770	3.9441	3.7531	3.6376	×
24	3.0008	3.0692	3.1033	3.1413	3.1950	3.2694	3.3374	3.4223	3.5109	3.6230	3.7752	3.9357	3.7997	3.6818	3.5523
32	2.7649	2.8092	2.8350	2.8700	2.8817	2.8817	2.9070	2.9523	3.0046	3.0316	3.0680	3.1224	3.1716	3.2175	3.3279
\hat{M} N	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
16	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
24	3.4197	3.3058	3.2506	3.2264	3.1679	3.1163	3.0778	×	×	×	×	×	×	×	×
32	3.4128	3.3685	3.2946	3.2544	3.1848	3.1313	3.0895	3.0371	2.9951	2.9395	2.9359	2.9080	2.8576	2.8442	2.8147

b)

$\frac{M}{N}$	0	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
16	5.1000	5.4655	5.6445	5.9104	6.2217	6.6963	7.2109	7.9886	7.3085	6.6902	6.1803	5.7929	5.5830	5.4364	×
24	4.6465	4.7073	4.7870	4.8795	4.9229	4.9685	5.0247	5.1716	5.3279	5.4954	5.6885	5.8596	5.7030	5.5014	5.3528
32	4.3603	4.4475	4.4534	4.4844	4.5229	4.5545	4.5886	4.6463	4.6772	4.6921	4.7920	4.8460	4.9236	5.0108	5.1059
$\frac{M}{N}$	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
16	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
24	5.2093	5.1110	5.0626	4.9584	4.8547	4.8048	4.7324	×	×	×	×	×	×	×	×
32	5.1700	5.0985	4.9998	4.9042	4.8115	4.7384	4.6897	4.6148	4.6081	4.5718	4.5281	4.5037	4.4767	4.4317	4.4038

Tableaux 3.3 Coefficient de seuil de détection (g_M) de la deuxième technique pour un clutter homogène; $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 . a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

$\frac{M}{N}$	0	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
16	3.3047	3.4256	3.4910	3.6150	3.7007	3.8707	4.0557	4.3681	6.8019	5.9779	5.0605	4.5181	4.1548	3.8096	3.5881	×
24	2.8493	2.8797	2.9081	2.9335	2.9517	2.9901	3.0267	3.0607	3.1230	3.1545	3.2226	3.3169	5.0156	4.6235	4.3109	4.0576
32	2.6707	2.6740	2.6685	2.6758	2.6963	2.7173	2.7291	2.7564	2.7762	2.8072	2.8030	2.8283	2.8428	2.8462	2.9214	2.9472
$\frac{M}{N}$	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	
16	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	
24	3.9135	3.6717	3.48706	3.3157	3.1974	3.0397	2.9250	×	×	×	×	×	×	×	×	
32	4.2055	3.9196	3.7770	3.6499	3.5250	3.3410	3.1801	3.0923	3.0363	2.9979	2.9077	2.8549	2.8120	2.7750	2.7222	

b)

$\frac{M}{N}$	0	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
16	4.8585	5.1878	5.3004	5.4291	5.6450	5.8539	6.1595	6.8295	7.8577	6.9779	6.3105	5.9799	5.6759	5.3800	5.1115	×
24	4.4897	4.5677	4.6187	4.6458	4.6755	4.7315	4.8133	4.8597	4.9610	5.0258	5.1405	5.3643	6.3081	5.9333	5.7035	5.3456
32	4.2695	4.2827	4.3090	4.3557	4.3871	4.4419	4.4874	4.5017	4.5220	4.5386	4.5661	4.6364	4.6699	4.7051	4.8500	4.8410
$\frac{M}{N}$	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	
16	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	
24	5.1652	5.0933	4.9321	4.8771	4.7537	4.6616	4.5806	×	×	×	×	×	×	×	×	
32	5.4006	5.2630	5.0475	4.9703	4.8340	4.7532	4.6559	4.5979	4.5935	4.5277	4.4666	4.4055	4.4007	4.3559	4.3097	

3.2.2.2 Probabilités de Censure

Clutter Homogène

Commençons d’abord par évaluer l’efficience des deux techniques de localisation automatique de la position d’un bord de clutter pour des milieux Log-normal et Weibull homogènes ($M = 0$). Dans ce cas, la probabilité de sous-estimation est nulle, i.e., $P_u = 0$. Par conséquent, la somme des probabilités de l’estimation exacte (P_e) de M et de sa sur-estimation (P_o) est égale à l’unité; i.e., $P_e + P_o = 1$. Ainsi, pour $P_{fc} = 10^{-2}$ et $N = 16, 24$ et 32 , le Tableau 3.4 montre les valeurs de P_e et P_o de la première technique (ligne 1) et de la deuxième technique (ligne 2), pour un clutter Log-normal et ce quelque soit les paramètres de forme (σ) et (β) des distributions Weibull et Log-normale.

Tableau 3.4 Probabilités P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull homogène ; $P_{fc} = 10^{-2}$ $N = 16, 24$ et 32 . Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (deuxième ligne).

<i>Clutter</i>	Weibull			Log-normal		
	16	24	32	16	24	32
P_e	0.7441	0.7914	0.8243	0.8193	0.8770	0.9056
	0.8693	0.8073	0.7460	0.8726	0.8093	0.7565
P_o	0.2559	0.2086	0.1757	0.1807	0.1230	0.0944
	0.1307	0.1927	0.2540	0.1274	0.1907	0.2435

Il est clair que la taille N de la fenêtre de référence influe sur l’efficacité de l’algorithme de censure. Plus précisément, nous remarquons que dans la première technique, plus N augmente, plus P_e augmente et P_o diminue. Par contre, dans la deuxième technique, plus N augmente, plus P_e diminue et P_o augmente. Cela est dû au fait que la deuxième technique soit plus sensible à l’inhomogénéité que la première. Cette sensibilité dégrade les performances de la deuxième technique par rapport à la première pour un clutter homogène Weibull ou Log-normal. Enfin, notons que le paramètre de forme pour un clutter Log-normal ou Weibull homogène n’a aucune influence sur l’algorithme de censure.

Présence d’un Bord de Clutter

Evaluons, maintenant l’efficience des deux techniques étudiées dans le Chapitre 2 en présence d’un bord de clutter avant et après la CST pour des milieux Log-normal et Weibull, avec une $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$ et 32 , $CCR = 10, 20$ et 30 dB, et différentes valeurs des paramètres de forme et d’échelle.

Les Tableaux 3.5 a et b montrent les valeurs de P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull, avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter avant la CST où $M = 4$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Dans ce cas, la CST immerge dans la région de clutter de puissance élevée. D'abord, nous observons que, contrairement au clutter homogène, dans ce cas, les paramètres de forme (σ) du clutter Log-normal et (β) du clutter Weibull influent de manière significative sur P_u , P_e et P_o . En fait, une augmentation de σ ou une diminution de β induit une diminution de P_e et une augmentation importante de P_u . En d'autres termes, un clutter spiky induit une difficulté particulière pour les deux techniques pour la détection d'un bord de clutter situé avant la CST. Le clutter apparaît donc comme homogène. De plus, nous remarquons que les valeurs croissantes de CCR améliorent les performances de censure.

Tableaux 3.5 Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter avant la CST; $M = 4$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (deuxième ligne). a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

CCR (dB)	10			20			30		
	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5
P_e	0.0238	0.0621	0.4942	0.0621	0.3066	0.9156	0.1541	0.6538	0.9746
	0.0094	0.0073	0.0144	0.0073	0.0104	0.1754	0.0089	0.0239	0.5600
P_o	0.1675	0.1902	0.2168	0.1902	0.2331	0.0678	0.2205	0.1822	0.0231
	0.1078	0.1219	0.1053	0.1219	0.1159	0.0489	0.1242	0.0937	0.0108
P_u	0.8087	0.7477	0.2890	0.7477	0.4603	0.0166	0.6254	0.1640	0.0023
	0.8828	0.8708	0.8803	0.8708	0.8737	0.7757	0.8669	0.8824	0.4292

b)

CCR (dB)	10			20			30		
	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1
P_e	0.8769	0.2246	0.0889	0.9970	0.7950	0.4932	0.9999	0.9538	0.8255
	0.1044	0.0138	0.0109	0.6627	0.0556	0.0201	0.9311	0.2402	0.0674
P_o	0.0560	0.1763	0.1504	0.0023	0.0893	0.1646	0.0001	0.0226	0.0766
	0.0060	0.0551	0.0775	0	0.0118	0.0297	0	0.0009	0.0095
P_u	0.0671	0.5991	0.7607	0.0007	0.1157	0.3422	0	0.0236	0.0979
	0.8896	0.9311	0.9116	0.3373	0.9326	0.9502	0.0689	0.7589	0.9231

Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Inhomogènes

En effet, pour de petites valeurs de CCR, CCR= 10 dB par exemple, la valeur de P_e est considérablement petite par rapport à celle de P_u . Dans ce cas, le seuil adaptatif de détection diminue, entraînant une augmentation de la P_{fa} . Toujours, à partir des mêmes tableaux, nous remarquons que les valeurs de P_e obtenues par la première technique sont plus élevées que celles obtenues par la deuxième technique surtout quand il s'agit d'un clutter spiky et une petite valeur de CCR.

Enfin, les Tableaux 3.6 a et b montrent les valeurs de P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull et ce avec les mêmes conditions citées précédemment sauf que cette fois-ci $N = 32$ et $M = 8$. Il est clair qu'une augmentation de la taille N de la fenêtre de référence, augmente P_e de manière significative des deux techniques pour un clutter Weibull et Log-normal.

Tableaux 3.6 Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 32$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter avant la CST; $M = 8$ et CCR = 10, 20 et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (deuxième ligne). a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

CCR (dB)	10			20			30		
β	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5
P_e	0.0096	0.0474	0.6524	0.0474	0.4339	0.9488	0.1903	0.7801	0.9850
	0.0113	0.0118	0.0217	0.0118	0.0152	0.4235	0.0127	0.0379	0.8171
P_o	0.1163	0.1660	0.2069	0.1660	0.2514	0.0491	0.2370	0.1573	0.0150
	0.2079	0.2345	0.2318	0.2345	0.2380	0.1994	0.2412	0.2411	0.0326
P_u	0.8741	0.7866	0.1407	0.7866	0.3147	0.0021	0.5727	0.0626	0
	0.7808	0.7537	0.7465	0.7537	0.7468	0.3771	0.7461	0.7210	0.1503

b)

CCR (dB)	10			20			30		
σ	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1
P_e	0.9313	0.3294	0.3370	0.9990	0.8758	0.8701	1	0.9803	0.9788
	0.1605	0.0096	0.0166	0.7741	0.0694	0.1462	0.7804	0.4683	0.3435
P_o	0.0355	0.1896	0.1957	0.0009	0.0634	0.0649	0	0.0110	0.0091
	0.0401	0.0971	0.0869	0.0001	0.0441	0.1707	0	0.0151	0.0193
P_u	0.0332	0.4810	0.4673	0.0001	0.0608	0.0650	0	0.0087	0.0121
	0.7994	0.8933	0.8965	0.2258	0.8865	0.6831	0.2196	0.5166	0.6372

Les Tableaux 3.7 a et b montrent les valeurs de P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull, avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter après la CST où $M = 12$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Dans ce cas, la CST immerge dans la région de clutter de puissance faible. Nous remarquons que dans ce cas également, une augmentation de σ ou une diminution de β induit une diminution de P_e et une augmentation importante de P_u . Nous remarquons également que les valeurs croissantes de CCR améliorent les performances de censure. En effet, pour des petites valeurs de CCR, P_e est considérablement petite par rapport à P_u . Dans ce cas, le nombre des échantillons homogènes utilisés pour le calcul du seuil adaptatif de détection diminue, entraînant ainsi une diminution de la probabilité de détection. Toujours à partir des mêmes tableaux, nous remarquons que les valeurs de P_e obtenues par la première technique sont plus élevées que celles obtenues par la deuxième technique surtout quand il s'agit d'un clutter spiky et d'une petite valeur de CCR.

Tableaux 3.7 Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 16$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter après la CST; $M = 12$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (deuxième ligne). a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

CCR (dB)	10			20			30			
	β	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5
P_e		0.0270	0.0719	0.5205	0.0719	0.3446	0.9244	0.1792	0.6742	0.9809
		0.0098	0.0146	0.1533	0.0146	0.0697	0.7173	0.0296	0.2851	0.8128
P_o		0.0882	0.1173	0.1786	0.1173	0.1795	0.0544	0.1614	0.1578	0.0135
		0.0377	0.0801	0.2709	0.0801	0.2178	0.0918	0.1477	0.2736	0.0063
P_u		0.8848	0.8108	0.3009	0.8108	0.4759	0.0212	0.6594	0.1680	0.0056
		0.9525	0.9053	0.5758	0.9053	0.7125	0.1909	0.8227	0.4413	0.1809

b)

CCR (dB)	10			20			30		
	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1
P_e	0.8800	0.2236	0.0859	0.9964	0.7955	0.4855	0.9996	0.9574	0.8235
	0.3770	0.0198	0.0118	0.7562	0.2237	0.0535	0.7564	0.6509	0.2701
P_o	0.0633	0.1542	0.1235	0.0013	0.0984	0.1584	0	0.0232	0.0878
	0.0667	0.0440	0.0335	0.0001	0.0755	0.0620	0	0.0248	0.0737
P_u	0.0567	0.6222	0.7906	0.0023	0.1061	0.3561	0.0004	0.0194	0.0887
	0.5563	0.9362	0.9547	0.2437	0.7008	0.8845	0.2436	0.3243	0.6562

Enfin, les Tableaux 3.8 a et b montrent les valeurs de P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull et ce avec les mêmes conditions citées précédemment sauf que cette fois-ci $N = 32$ et $M = 24$. Il est clair qu'une augmentation de la taille N de la fenêtre de référence, augmente P_e de manière significative des deux techniques pour un clutter Weibull et Log-normal.

Par conséquent, dans un clutter Weibull ou Log-normal homogène ou en présence d'un bord de clutter avant ou après la CST, la première technique supplante la deuxième en produisant de meilleures performances de censure.

Tableaux 3.8 Probabilités P_u , P_e et P_o pour un clutter Log-normal et Weibull avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $N = 32$, $\beta = 0.5, 1, 2.5$, $\sigma = 0.3, 0.7$ et 1 en présence d'un bord de clutter après la CST; $M = 24$ et $CCR = 10, 20$ et 30 dB. Technique 1 (Première ligne) et Technique 2 (deuxième ligne). a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

a)

CCR (dB)	10			20			30		
	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5	0.5	1	2.5
P_e	0.0123	0.0672	0.6618	0.0672	0.4614	0.9499	0.2223	0.7855	0.9899
	0.0106	0.0115	0.0964	0.0115	0.0477	0.4568	0.0230	0.1800	0.5091
P_o	0.0753	0.1309	0.1909	0.1309	0.2229	0.0435	0.2017	0.1455	0.0090
	0.0703	0.1620	0.4488	0.1620	0.4050	0.0685	0.2839	0.4011	0.0040
P_u	0.9124	0.8019	0.1473	0.8019	0.3157	0.0066	0.5760	0.0690	0.0011
	0.9191	0.8265	0.4548	0.8265	0.5473	0.4747	0.6931	0.4189	0.4869

b)

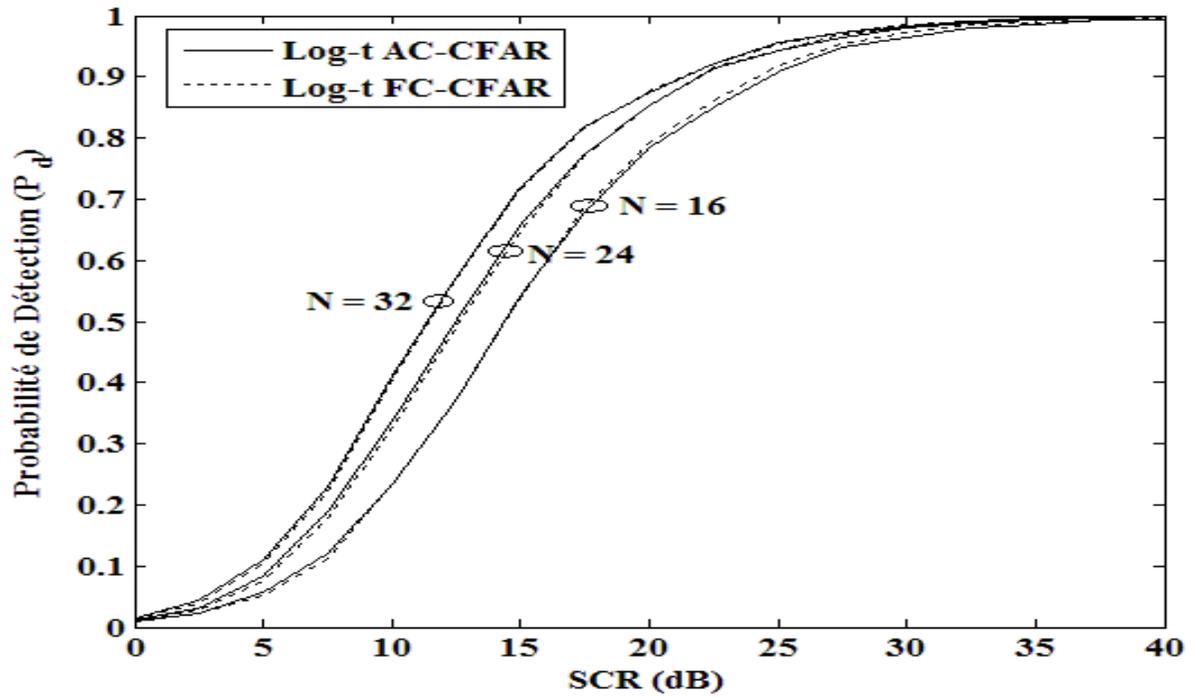
<i>CCR</i> (dB)	10			20			30		
σ	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1	0.3	0.7	1
P_e	0.9283	0.1045	0.1041	0.9990	0.6541	0.6497	1	0.8962	0.8899
	0.2360	0.0077	0.0098	0.3605	0.0132	0.0350	0.3605	0.0915	0.1719
P_o	0.0331	0.1438	0.1399	0.0001	0.1572	0.1619	0	0.0540	0.0546
	0.1209	0.1414	0.0611	0	0.0602	0.1424	0	0.0451	0.1608
P_u	0.0386	0.7517	0.7560	0.0009	0.1887	0.1884	0	0.0498	0.0555
	0.6431	0.8509	0.9291	0.6395	0.9266	0.8226	0.6395	0.8634	0.6673

3.2.2.3 Probabilités de Détection

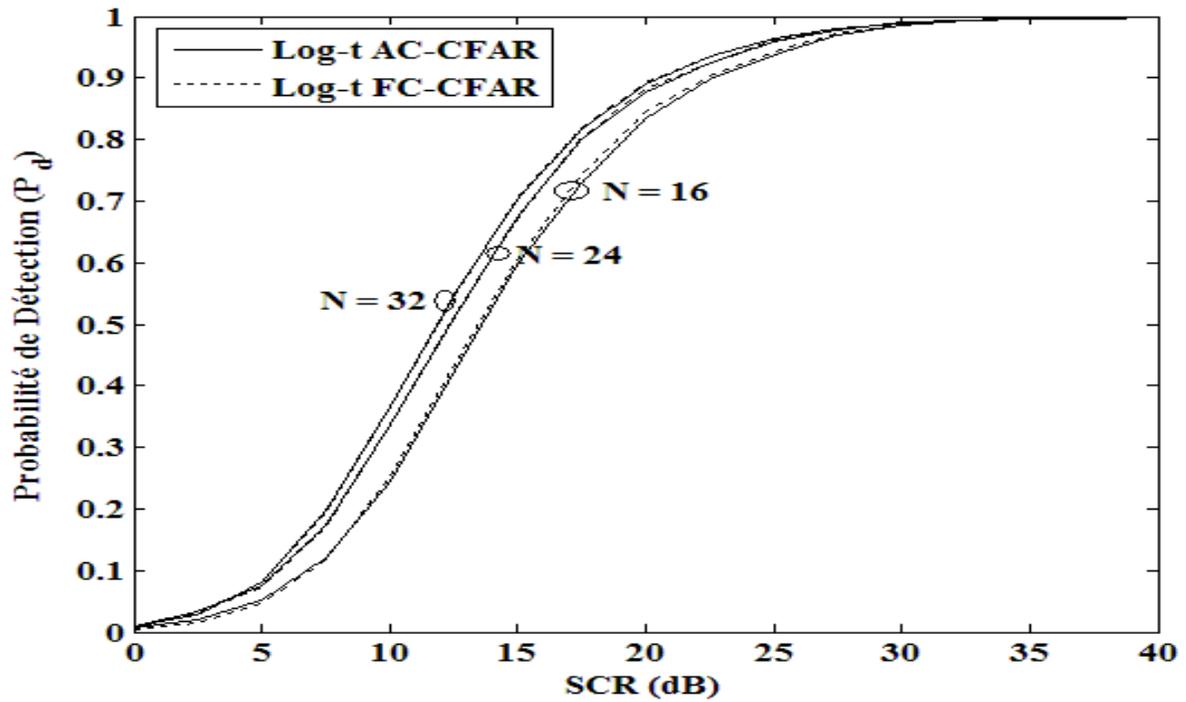
A ce stade, il serait intéressant d'investiguer l'influence de l'algorithme de censure sur les performances de l'algorithme de détection. A cet effet, dans cette section, nous évaluons les performances de détection des détecteurs Log-t CFAR et BLU-CFAR basés sur la première et la deuxième technique, respectivement, pour un clutter Weibull et Log-normal. Pour cela, nous comparons, à travers les simulations de Monte Carlo, chaque détecteur à censure automatique à son homologue à censure fixe dans le cas d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter homogène et en présence d'un bord de clutter avant et après la CST dans la fenêtre de référence.

Clutter Homogène

Les Figures 3.1a et b montrent une comparaison des probabilités de détection (P_d) des détecteurs log-t CFAR à censure fixe ou fixed censoring, noté log-t FC-CFAR et à censure automatique ou automatic censoring, noté log-t AC-CFAR, pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, avec $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 , $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. De même, les Figures 3.2 a et b montrent une comparaison des probabilités de détection (P_d) des détecteurs BLU CFAR à censure fixe ou fixed censoring, noté BLU FC-CFAR et à censure automatique ou automatic censoring, noté BLU CA-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, où $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 , $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. Nous remarquons que les deux détecteurs exhibent les mêmes probabilités de détection. D'autre part, nous remarquons qu'une augmentation de la taille de la fenêtre de référence entraîne une augmentation de la probabilité de détection(P_d).

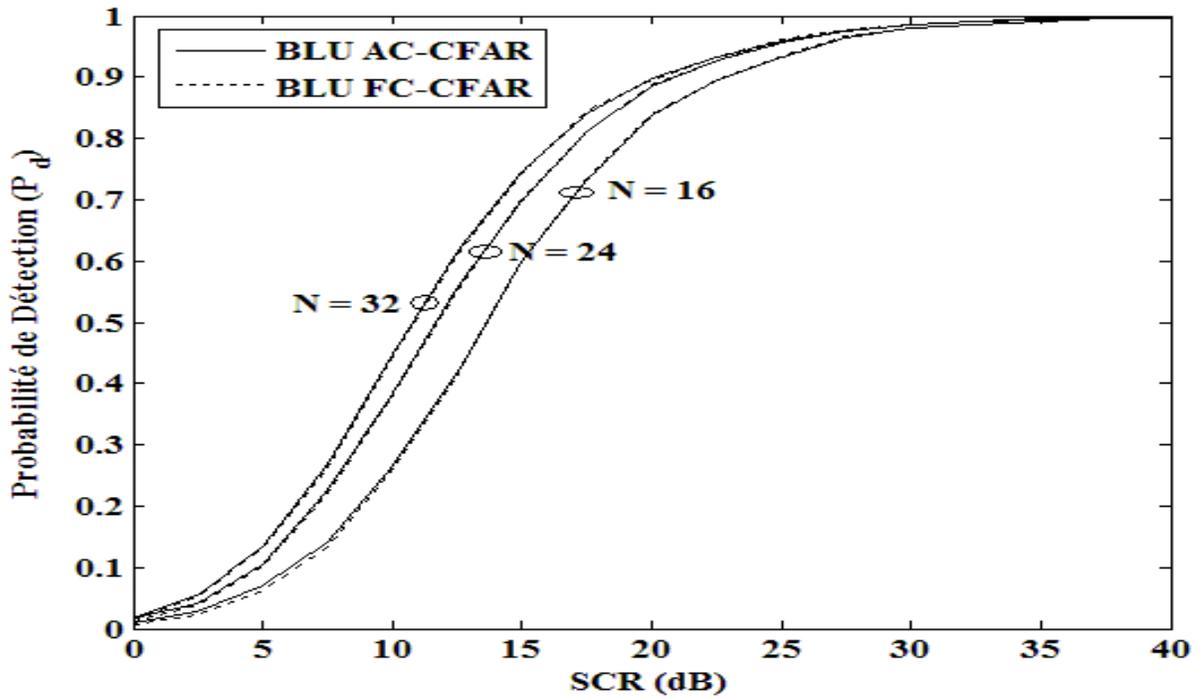


a)

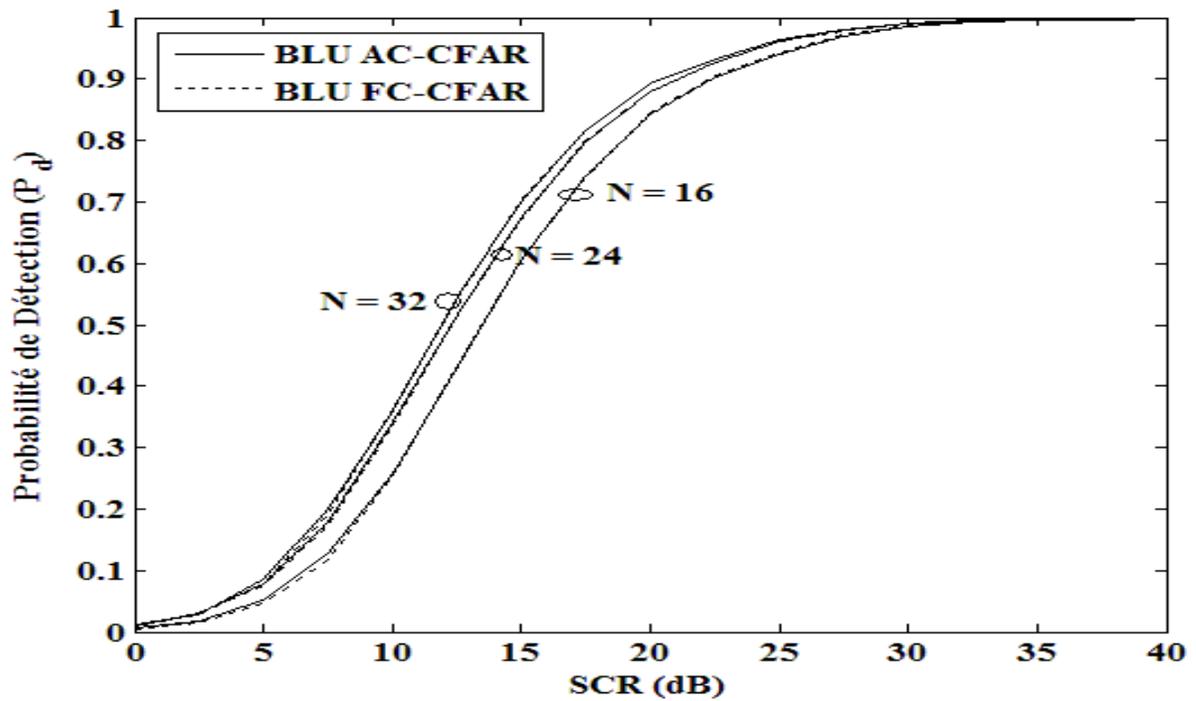


b)

Figure 3.1 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs Log-t FC-CFAR et Log-t AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 , $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.



a)



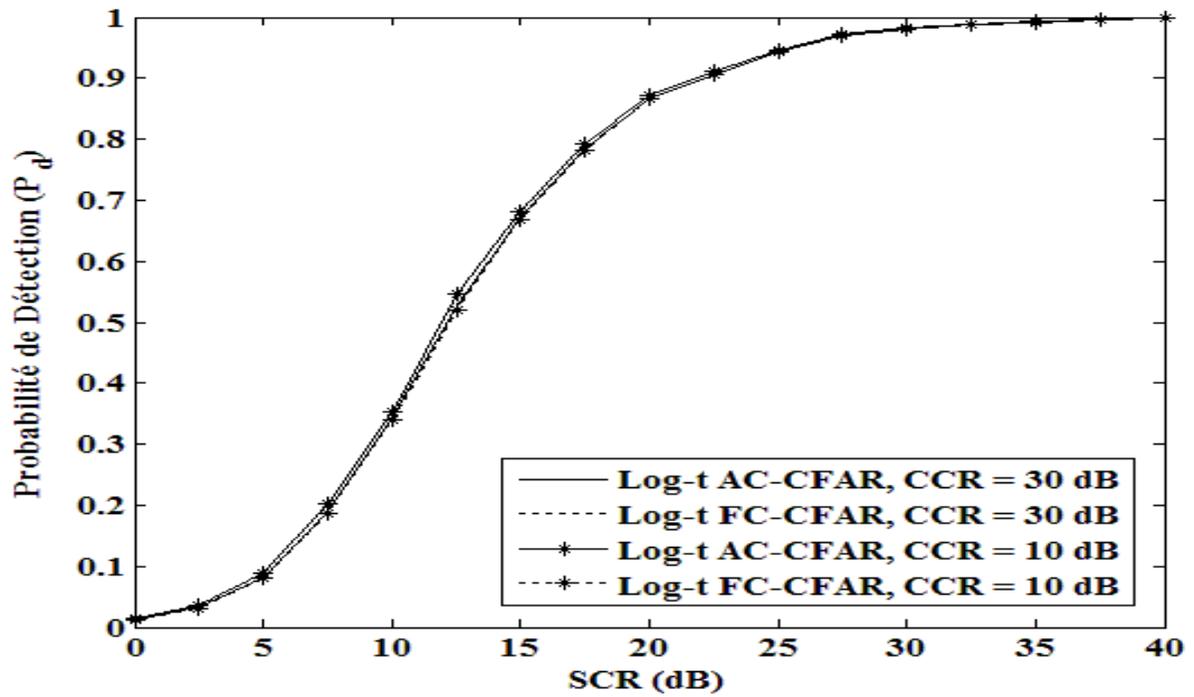
b)

Figures 3.2 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs BLUFC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un Clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 16, 24$ et 32 , $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

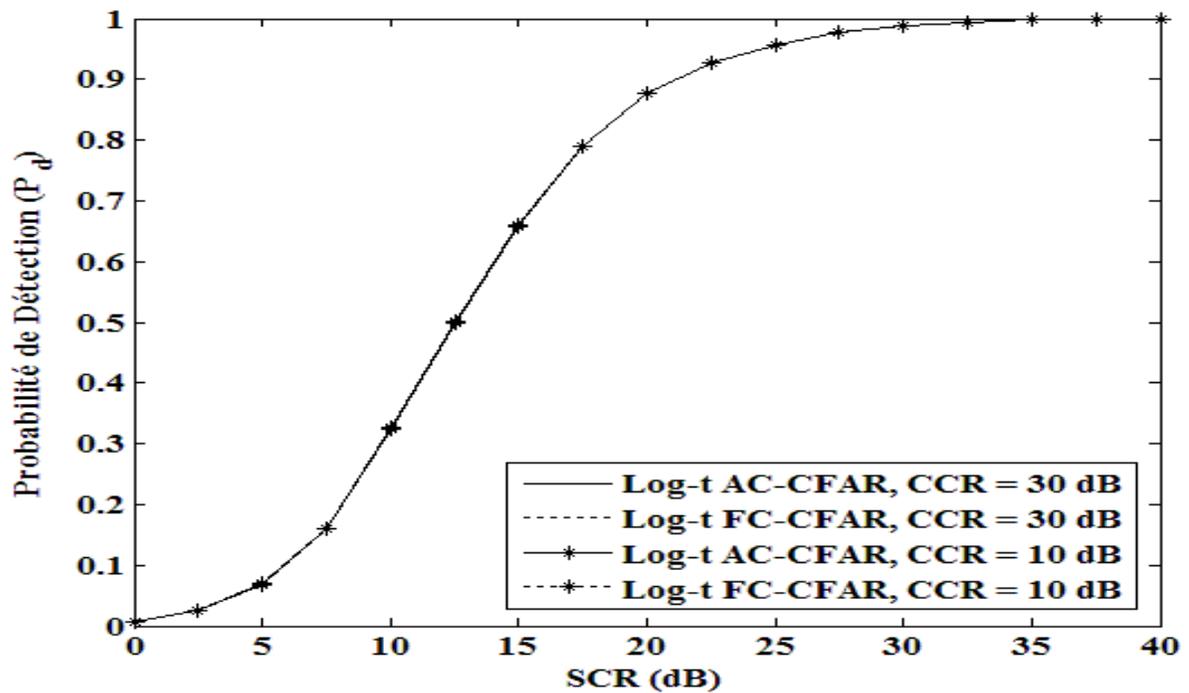
Présence d'un Bord de Clutter

Les Figures 3.3 a et b montrent une comparaison des probabilités de détection (P_d) des détecteurs log-t FC-CFAR et log-t AC-CFAR, pour un clutter Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter avant la CST, pour $M = 8$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$, et $\sigma = 0.3$. Nous remarquons qu'indépendamment de la nature du clutter, Weibull (Cf. Figure 3.3a) ou Log-normal (Cf. figure 3.3b), les détecteurs à censure automatique ont les mêmes performances de détection que ceux à censure fixe. De plus, l'effet de CCR sur les performances de détection de ces détecteurs est quasiment négligeable.

Avec les mêmes hypothèses, les Figures 3.4 a et b montrent une comparaison des probabilités de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter avant la CST. Ici, contrairement au détecteur log-t CFAR, nous remarquons que le CCR influe sur les performances de détection de ces détecteurs. Autrement dit, plus les valeurs de CCR sont petites, meilleures sont les performances de détection des deux détecteurs. Par ailleurs, pour un clutter Weibull (Cf. Figure 3.4a), alors que pour $CCR = 10$ dB, les détecteurs à censure fixe exhibent une légère perte CFAR par rapport à ceux à censure automatique, l'inverse se produit pour $CCR = 30$ dB. Par contre, pour un clutter Log-normal (Cf. Figure 3.4b), les détecteurs à censure automatique exhibent une perte CFAR par rapport à ceux à censure fixe. Cette perte est d'autant plus importante pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull.

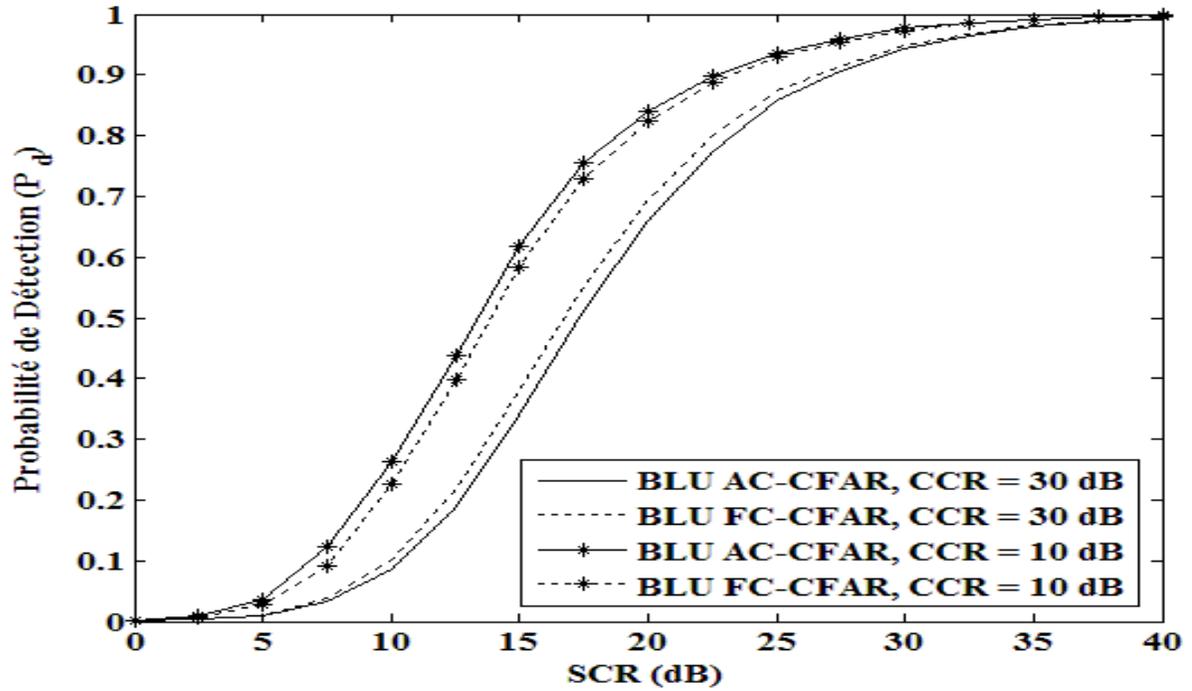


a)

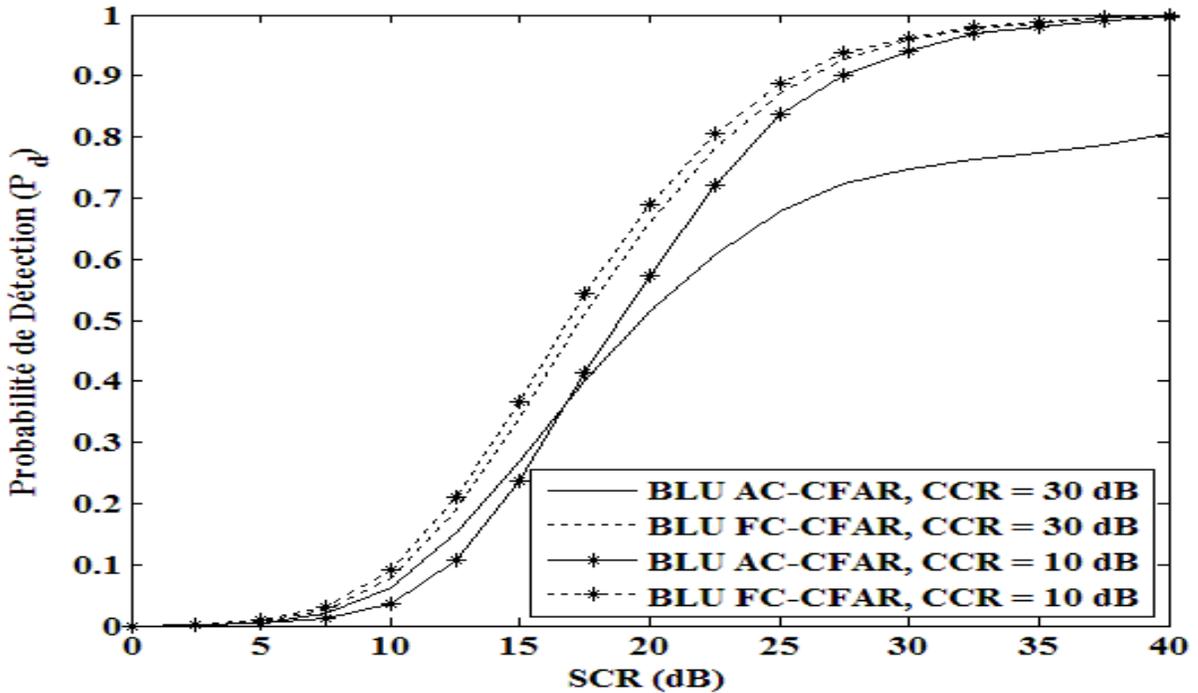


b)

Figures 3.3 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs Log-t FC-CFAR et Log-t AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter avant la CST; $M = 8$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$, et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.



a)

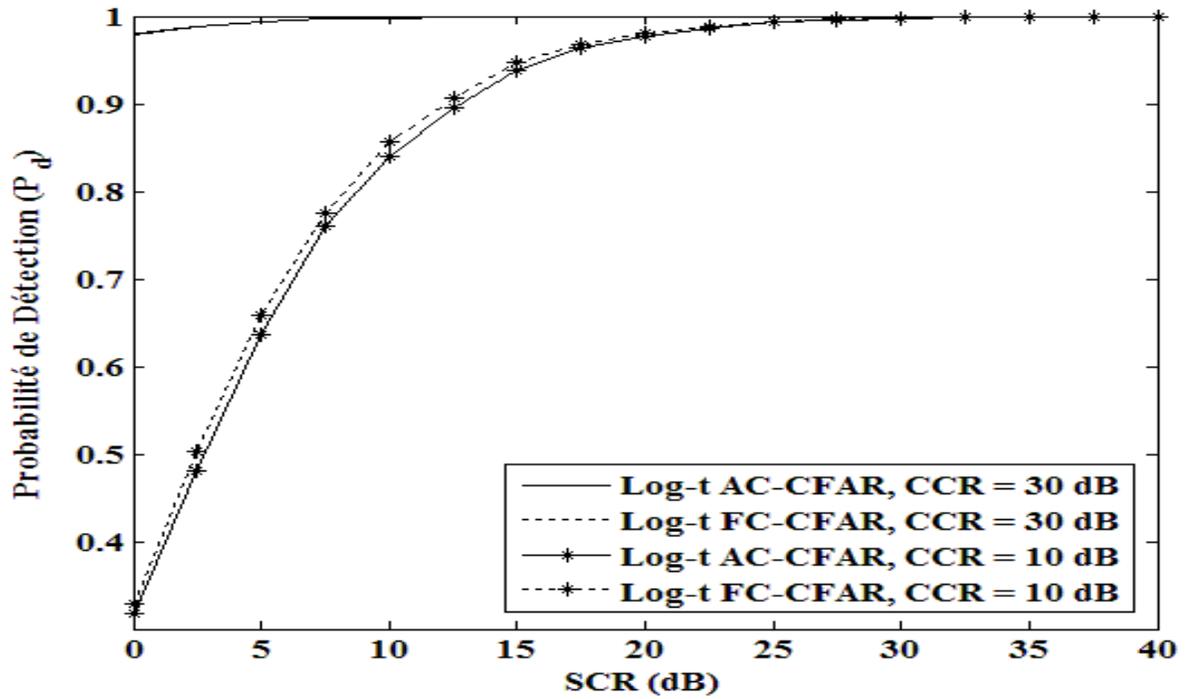


b)

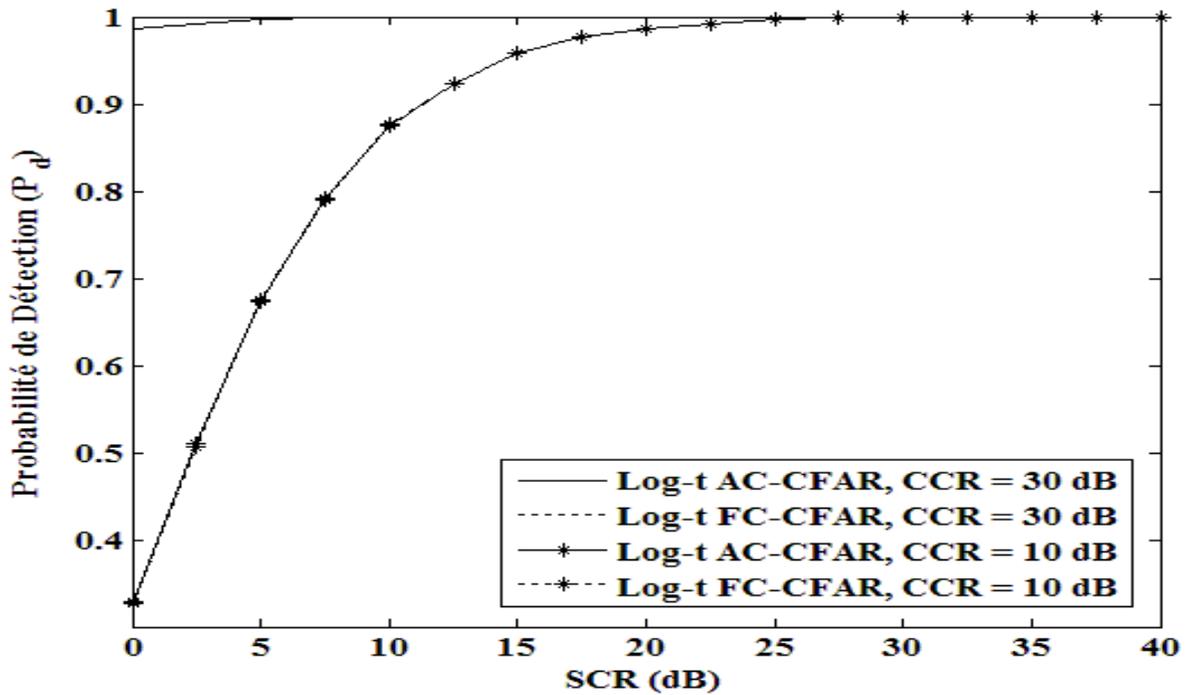
Figures 3.4 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter avant la CST; $M = 8$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

Les Figures 3.5 a et b montrent une comparaison des probabilités de détection (P_d) des détecteurs log-t FC-CFAR et log-t AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter après la CST, pour $M = 24$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. Ici aussi, nous remarquons qu'indépendamment de la nature du clutter, Weibull (Cf. Figure 3.5a) ou Log-normal (Cf. Figure 3.5b), les détecteurs à censure automatique ont presque les mêmes performances de détection que ceux à censure fixe. Cependant, le CCR a un effet non négligeable sur les performances de détection de ces détecteurs. Plus précisément, pour une valeur de $CCR = 30$ dB, les probabilités de détection avoisinent l'unité pour des valeurs de $SCR > 5$ dB.

Pour les mêmes conditions de simulations, nous comparons, Figures 3.6 a et b, les probabilités de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR. Ici, en dehors du fait que le CCR influe aussi sur les performances de détection de ces détecteurs, sauf que, contrairement au détecteur log-t CFAR, la nature du clutter, Weibull (Cf. Figure 3.6a) ou Log-normal (Cf. Figure 3.6b) induit une perte CFAR sur les détecteurs à censure automatique par rapport à ceux à censure fixe. Enfin, notons que pour des raisons que nous ignorons, (Cf. Figure 3.6b, $CCR = 10$ dB), la courbe de la probabilité de détection du détecteur à censure automatique est meilleure que celle du détecteur à censure fixe pour $SCR \in [0, 12.5]$ dB; au-delà de cet intervalle, l'inverse se produit.

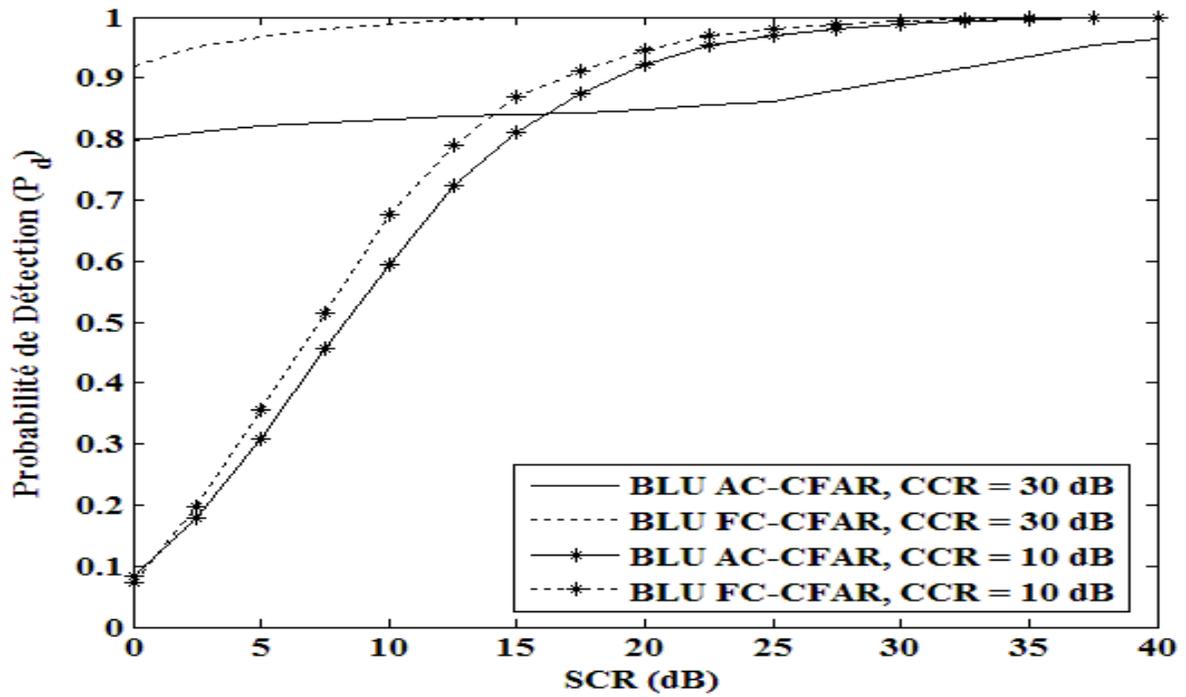


a)

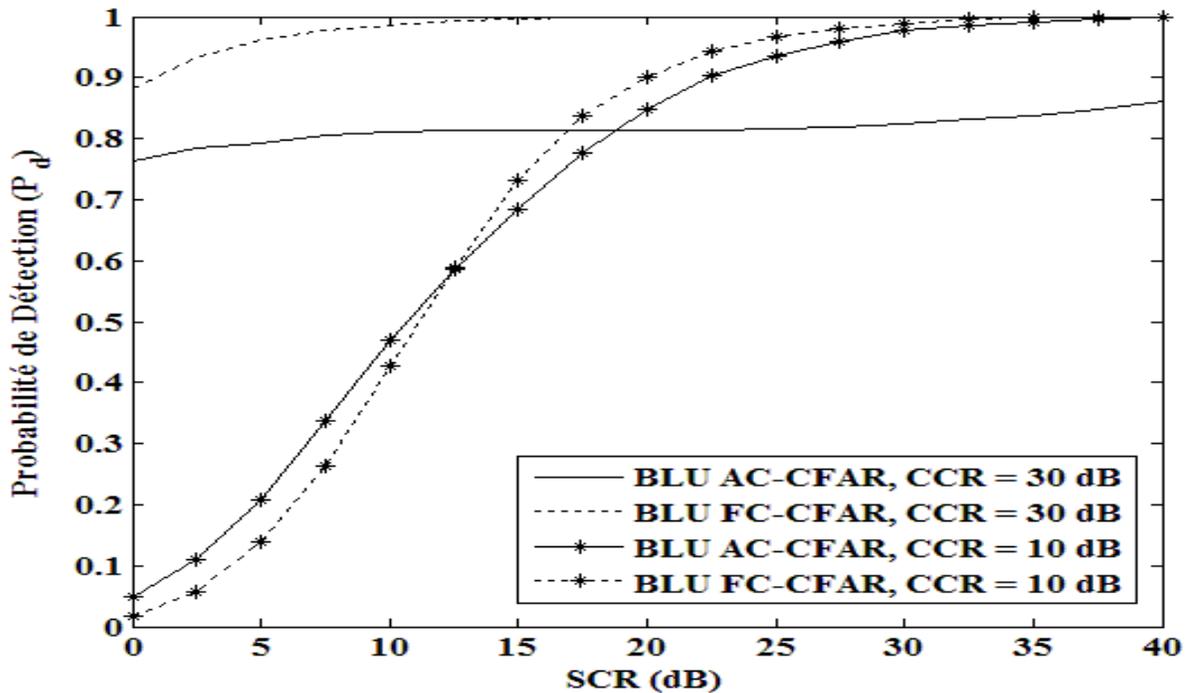


b)

Figures 3.5 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs log-t CF-CFAR et log-t AC-CFAR, pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR, en présence d'un bord de clutter après la CST; $M = 24$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.



a)



b)

Figures 3.6 Probabilité de détection (P_d) des détecteurs BLU FC-CFAR et BLU AC-CFAR pour un clutter homogène Weibull et Log-normal, respectivement; en fonction de SCR en présence d'un bord de clutter après la CST; $M = 24$, $CCR = 10$ et 30 dB, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $N = 32$, $\beta = 2.5$ et $\sigma = 0.3$. a) Clutter Weibull et b) Clutter Log-normal.

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons examiné et comparé, par les simulations de Monte Carlo, les performances de deux techniques de localisation automatique de la position d'un bord de clutter, s'il en existe un, dans la fenêtre de référence en milieux Log-normal et Weibull de paramètres inconnus. Pour évaluer l'efficacité des deux techniques, nous avons évalué les performances de détection des détecteurs log-t CFAR à travers le couple de détecteurs (log-t FC-CFAR, log-t AC-CFAR) et BLU CFAR à travers le couple de détecteur (BLU FC-CFAR, BLU AC-CFAR) en utilisant la première et la deuxième technique, respectivement. Pour ce faire, nous avons comparé chaque détecteur à censure automatique à son homologue à censure fixe dans le cas d'une cible de type Swerling I noyée pour un clutter homogène et en présence d'un bord de clutter. Les résultats obtenus montrent que, d'une part, pour un environnement homogène Weibull ou Log-normal, le détecteur log-t CFAR et BLU CFAR, dans leurs versions à censure automatique et à censure fixe exhibent les mêmes performances de détection. Cependant, en présence d'un bord de clutter avant la CST; alors que le couple de détecteurs (log-t FC-CFAR, log-t AC-CFAR) retient les mêmes remarques que celles que nous avons faites pour le cas d'un clutter homogène et ce 028/indépendamment de la valeur du CCR, le couple de détecteurs (BLU FC-CFAR, BLU AC-CFAR) présente des pertes CFAR des détecteurs à censure automatique par rapport à ceux à censure fixe. Celles-ci dépendent expressément de la valeur du CCR. Par contre, en présence d'un bord de clutter après la CST, les performances de détection des deux couples de détecteurs (log-t FC-CFAR, log-t AC-CFAR) et (BLU FC-CFAR, BLU AC-CFAR) dépendent non seulement de la nature du clutter mais aussi de la valeur du CCR.

Chapitre 4

Conclusions Générales

Dans ce quatrième chapitre, nous résumons d'abord notre contribution. Puis, nous exposons les principaux résultats de ce travail. Enfin, nous citons quelques perspectives et travaux futurs.

4.1 Synthèse et Principaux Résultats

4.2 Perspectives et Travaux Futurs

4.1 Synthèse et Principaux Résultats

Dans la pratique, la détection CFAR dans les systèmes radar de cibles de type Swerling I noyées dans un clutter IID non-Gaussien (Log-normal, Weibull ou autre) se fait à la base de paramètres inconnus. A cet effet, pour se rapprocher davantage de la réalité, nous avons analysé, dans ce mémoire de magister, les performances de deux techniques de localisation automatique de la position d'un bord de clutter [1-3]. Le but est de censurer automatiquement les échantillons indésirables et par la même améliorer la probabilité de détection des détecteurs CFAR conventionnels. La première technique est proposée dans [1]. Elle y est exploitée pour améliorer les performances du détecteur Log-t CFAR [31]. La deuxième technique est, quant à elle, analysée dans [2] et [3]. Elle y est exploitée pour améliorer les performances du détecteur WH-CFAR [13] dans des milieux Weibull et Log-normal, respectivement. Comme le détecteur BLU CFAR [15, 16] donne des performances meilleures que celles du détecteur WH-CFAR en milieux Weibull et Log-normal, nous avons combiné, dans ce travail, la deuxième technique au détecteur BLU CFAR. Ensuite, dans le chapitre de simulation, nous avons évalué et comparé, à travers les simulations de Monte Carlo, les performances de censure des deux techniques pour un clutter IID Weibull et Log-normal de paramètres inconnus. Par ailleurs, nous avons évalué les performances de détection des détecteurs Log-t CFAR et BLU CFAR à censure automatique basés sur la première et la deuxième technique, respectivement. Pour cela, nous avons comparé chacun des détecteurs à censure automatique à son homologue à censure fixe; i.e., (log-t FC-CFAR, log-t AC-CFAR) et (BLU FC-CFAR, BLU AC-CFAR), dans le cas d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter homogène et en présence d'un bord de clutter avant et après la CST.

Les résultats obtenus montrent que, d'une part, pour un environnement homogène Weibull et Log-normal, le détecteur log-t CFAR et BLU CFAR, dans leurs versions à censure automatique et à censure fixe exhibent les mêmes performances de détection. Cependant, en présence d'un bord de clutter avant la CST; alors que le couple de détecteurs (log-t FC-CFAR, log-t AC-CFAR) retient les mêmes remarques que celles que nous avons faites pour le cas d'un clutter homogène et ce indépendamment de la valeur du CCR, le couple de détecteurs (BLU FC-CFAR, BLU AC-CFAR) présente des pertes CFAR des détecteurs à censure automatique par rapport à ceux à censure fixe. Celles-ci dépendent expressément de la valeur du CCR. Par contre, en présence d'un bord de clutter après la CST, les performances de détection des deux couples de détecteurs (log-t FC-CFAR, log-t AC-CFAR) et (BLU FC-CFAR, BLU AC-CFAR) dépendent non seulement de la nature du clutter mais aussi de la valeur du CCR.

4.2 Perspectives et Travaux Futurs

L'élaboration de ce travail nous a permis de découvrir beaucoup de vertus des détecteurs basés sur les techniques de censure automatique. Les axes à envisager comme perspectives à des travaux futurs, peuvent être résumés comme suit:

1. Extension de l'utilisation de la première technique pour la censure automatique d'échantillons indésirables en présence d'interférences et/ou en présence d'un bord de clutter.
2. Utilisation de la première technique pour un milieu Pareto ou K-distribué.
3. Extension de l'utilisation de la première technique à des milieux spatialement ou temporellement corrélés.

Enfin, nous espérons que ce travail soit un bon support de documentation pour les chercheurs qui s'intéressent à la censure automation et à la détection adaptative CFAR pour des environnements non-Gaussiens.

Bibliographie

- [1] Pourmottaghi, A., Taban, M.R., and Gazor, S., 'A CFAR Detector in a Nonhomogenous Weibull Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-48, N° 2, pp. 1747-1758, April 2012.
- [2] Chabbi, S., Laroussi, T., and Mezache, A., 'Automatic WH-based Edge Detector in Weibull Clutter,' 22nd European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2014), Lisbon, Portugal, 1-5 September 2014.
- [3] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Automatic WH-Based Edge Detector in Log-normal Clutter,' 6ème Séminaire sur les systèmes de Détection : Architectures and Technologies (DAT'2014), Alger, Algérie, Février 17-19, 2014.
- [4] Chabbi, S., 'Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Corrélés,' *Thèse de Doctorat en Sciences en Electronique, Traitement du Signal*, Université des Frères Mentouri, Constantine, Janvier 2015.
- [5] Barkat, M., *Signal Detection and Estimation, Second Edition*, Artech House, Boston, London, September 2005.
- [6] 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 en Electronique, Traitement du Signal*, Université de Constantine, Décembre 2005.
- [7] Finn, H.M., and Johnson, R.S., 'Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter-Level Estimates,' *RCA (Radio Corporation of America) Review*, Volume: 29, N° 3, pp. 414-464, September 1968.
- [8] Hansen, V.G., 'Constant False Alarm Rate Processing in Search Radars,' *Proceedings of IEE International Radar Conference, London*, pp. 325-332, October 1973.
- [9] Trunk, G.V., 'Range Resolution of Targets Using Automatic Detectors,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-14, N° 5, pp. 750-755, September 1978.
- [10] Rickard, J.T., and Dillard, G.M., 'Adaptive Detection Algorithms for Multiple-Target Situations,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-13, N° 4, pp. 338-343, July 1977.
- [11] Rohling, H., 'Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-19, N° 4, pp. 608-621, July 1983.
- [12] Gandhi, P.P., and Kassam S.A., 'Analysis of CFAR processors in homogeneous background,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-24, N° 4, pp. 427-445, July 1988.
- [13] Weber, P., and Haykin, S., 'Ordered Statistic CFAR Processing for Two-Parameter Distributions with Variable Skewness,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-21, N° 6, pp. 819-821, November 1985.
- [14] Ravid, R., and Levanon, N., 'Maximum-Likelihood CFAR for Weibull Background,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 139, N° 3, pp. 256-264, June 1992.
- [15] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., 'Biparametric Linear Estimation for CFAR Against Weibull Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-28, N° 1, pp. 138-151, January

- 1992.
- [16] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., 'Biparametric CFAR Procedures for Lognormal Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-29, N° 3, pp. 798-809, July 1993.
 - [17] Farrouki, A., 'Censure automatique dans les détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre,' *Thèse de Doctorat d'Etat en Electronique, Traitement du Signal*, Université de Constantine, Juin 2005.
 - [18] Barboj, B., Lomes, A., and Perkalski, E., 'Cell-Averaging CFAR for Multiple-Target Situations,' *IEE Proceedings F, Communications, Radar and Signal Processing*, Volume: 133, N° 2, pp. 176-186, April 1986.
 - [19] Barkat, M., Himonas, S.D., and Varshney, P.K., 'CFAR Detection for Multiple Target Situations,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 136, N° 5, pp. 193-209, October 1989.
 - [20] Himonas S.D., and Barkat, M., 'Automatic Censored CFAR Detection for Nonhomogeneous Environments,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-28, N° 1, pp. 286-304, January 1992.
 - [21] Himonas, S.D., 'Adaptive Censored Greatest-Of CFAR Detection,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 139, N° 3, pp. 247-255, June 1992.
 - [22] Smith, M.E., and Varshney, P.K., 'Intelligent CFAR Processor Based on Data Variability,' *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, Volume: AES-36, N° 3, pp. 837-847, July 2000.
 - [23] Farrouki, A., and Barkat, M., 'Automatic Censoring CFAR Detector Based on Ordered Data Variability for Nonhomogeneous Environments,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 152, N° 1, pp. 43-51, 11 February 2005.
 - [24] Almarshad, M.N., Alshebeili, S.A., and Barkat, M., 'A Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-Normal Clutter,' *World Academy of Science, Engineering and Technology* Volume : 24, pp. 883-888, 27 December 2008
 - [25] Almarshad, M.N., Alshebeili, S.A., and Barkat, M., 'A Backward Automatic Censored Cell Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-normal Clutter,' *Journal of King Saud University, Eng. Sci.*, Riyadh, Volume 21, N° 2, pp. 93-100, 22 January 2008.
 - [26] Almarshad, M.N., Barkat, M., and Alshebeili, S.A., 'A Monte Carlo simulation for two Novel Automatic Censoring Techniques of Radar Interfering Targets in Log-Normal Clutter,' *Signal Processing*, Volume 88, N° 3, pp. 719-732, March 2008.
 - [27] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Automatic Censoring Best Linear Unbiased Constant False Censoring and Alarm Rates Detector in Lognormal Background,' *International Conference on Electronics & Oil : From Theory to Applications, ICEO'11, Ouargla, Algérie*, March 2011.
 - [28] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'MLE-Based Order Statistic Automatic CFCAR Detection in Weibull Background,' *IEEE International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications, ACTEA'09, Lebanon*, pp. 541-546, 15-17 July 2009.
 - [29] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Weber-Haykin Based Automatic Censoring and Detection in Weibull Background,' *IEEE 10th International Conference on Signal Processing, ICSP'10, Beijing, China*, pp. 1919-1922, 24-28 October 2010.
 - [30] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Performance Analysis of Order-Statistic CFCAR Detector in

- Weibull Background: A Comparison,' *5^{ème} Séminaire sur les Systèmes de Détection : Architectures and Technologies, DAT'2011*, Alger, Algérie, February 2011.
- [31] Goldstein, G. B., 'False-Alarm Regulation in Log-Normal and Weibull Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-9, N° 1, pp. 84-92, January 1973.
- [32] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Performance Analysis of Dual Automatic Censoring and Detection in Heterogeneous Weibull Clutter: A Comparison Through Extensive Simulations,' *Signal Processing*, Volume 93, N° 11, pp. 2879-2893, November 2013.
- [33] Messali, Z., 'Performances des détecteurs distribués CFAR dans un clutter α -stable basée sur des méthodes de prétraitement: La transformée en ondelettes and la compression non linéaire', Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, 2007.
- [34] Mezache, A., 'Optimisation de la Détection CFAR dans un Clutter Weibull Utilisant les Algorithmes Génétiques and les Réseaux de Neurones Flous', Thèse de Doctorat en Sciences, Université de Constantine, 2009.