

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

Université du 20 Août 1955 Skikda  
Faculté de Technologie  
Département de Génie Electrique



N° d'ordre : D012124021D

Thème

# Détection Adaptative à Taux de Fausses Alarmes Constant en Milieux Non-Gaussiens

Par

**Nedjma Detouche**

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences

Spécialité : Electronique

Option : Traitement du signal

Soutenue publiquement devant le jury

<b>Président du jury</b>	Zahir Ahmida	Professeur	Université de Skikda
<b>Rapporteur</b>	Toufik Laroussi	Professeur	Université Constantine 1
<b>Examineurs</b>	Atef Farrouki	Professeur	Université Constantine 1
	Amar Mezache	Professeur	Université de M'sila
	Tarek Fortaki	Professeur	Université Batna 2
	Linda Djouablia	MCA	Université de Skikda

Année universitaire 2023-2024

## *Dédicaces*

*Tout d'abord je tiens à remercier ALLAH le Tout-Puissant, le Miséricordieux de m'avoir donné la santé, la volonté, le courage et la patience pour terminer cette thèse.*

*Je dédie ce modeste travail*

*À la mémoire de mes inoubliables parents qui m'ont tant donnée et qui auraient aimé voir ce jour et partager ma joie, je ne vous oublierai jamais.*

*Puisse ALLAH vous bénisse de sa grande miséricorde et vous accueille dans ses vastes paradis.*

*À Mohammed et Nour El Houda.*

*Que ce travail soit l'expression de mon affection pour vous et qu'ALLAH vous protège, vous donne santé, réussite et plein de joie dans votre vie.*

*Enfin, à tous ceux qui, de loin ou de près, m'ont soutenue pour compléter ce travail. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma sincère gratitude.*

## *Remerciements*

*Cette thèse est le fruit de plusieurs années de travail sous la direction du Professeur Toufik Laroussi de l'Université Frères Mentouri Constantine 1. Je voudrais lui adresser mes sincères remerciements non seulement pour sa compétence scientifique, sa disponibilité, sa gentillesse mais aussi pour sa tolérance et sa patience.*

*J'e souhaiterais également adresser mes vifs remerciements au Professeur Zahir Ahmida de l'Université du 20 Août 1955 de Skikda d'avoir accepté de présider ce jury de thèse de Doctorat en Sciences. Mes remerciements vont également au Professeur Atef Farrouki de l'Université Frères Mentouri Constantine 1, au Professeur Amar Mezache de l'Université de Mohamed Boudiaf M'sila, au Professeur Tarek Fortaki de l'université Batna 2, à Mme Linda Djouablia MCA de l'Université du 20 Août 1955 de Skikda d'avoir accepté de participer à l'évaluation de ce manuscrit.*

*Enfin, je voudrais remercier les membres du laboratoire SISCOM (Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication), Département d'Electronique, Université Frères Mentouri Constantine 1 pour leur aide à la réalisation des travaux présentés dans cette thèse.*

# الملخص

في الوقت الحاضر، تتطلب جميع بيئات الرادار تقريبًا استخدام ما يسمى أنظمة عالية الدقة أو أنظمة HRR (الرادار عالي الدقة)؛ وبعبارة أخرى، الرادارات التي يقل عرض نبضتها عن  $0.5\mu s$ . في مثل هذه الحالات، أظهرت البيانات التجريبية المقابلة لهذا النوع من الفوضى أنها تتبع توزيعات ذات ذيل أكثر امتدادًا من تلك الموجودة في التوزيع الغاوسي Gaussian. وبالتالي، لاكتشاف الأهداف المتواجدة في هذا النوع من الفوضى، من الضروري نمذجة البيئة من خلال التوزيعات غير الغاوسية. في أدبيات الرادار، من بين النماذج الإحصائية التي يمكن أن تستعمل عند عدم وجود فوضى غاوسية توزيعات Weibull، log-normal و K. ولتحقيق هذه الغاية، فلقد تم تطوير العديد من كاشفات ذات معدل الإنذار الكاذب الثابت CFAR المناسبة لهذا النوع من الفوضى. كاشف Goldstein المسمى log-t-CFAR هو أحد هذه الكاشفات التي تستخدم عتبة غير حدودية. على عكس الحالة المتجانسة حيث يحقق كاشف log-t-CFAR أداء كشف جيدًا، يعرف هذا الأخير تدهورًا واضحًا في حالة عدم تجانس الفوضى، مثل وجود أهداف متعددة أو حواف فوضى. لهذا، ومن أجل تحسين أداء كاشف log-t-CFAR في وجود أهداف متعددة في وسط غير غاوسي من نوع Weibull، نقترح ربط كاشف log-t-CFAR مع خوارزميتين للاستئصال التلقائي. في المساهمة الأولى، تم اختيار عتبي استئصال ذات معدل الاستئصال الكاذب الثابت CFAR وهما MLE-CFAR (Maximum Likelihood Estimation) و WH-CFAR (Haykin-CFAR). الأنظمة الهجينة الناتجة والمندرجة تحت التسمية المشتركة H-log-t-CFAR هي، على التوالي، كاشفات H-MLE / log-t-CFAR و H-WH / log-t-CFAR. في الواقع، قد لا يكون أصل عدم التجانس في إشارة الصدى ناتجًا عن وجود أهداف متداخلة بل إلى وجود حافة فوضى. لحل اشكالية عدم تجانس الوسط، في مساهمتنا الثانية، نقدم كاشف SVI-log-t-CFAR (Switching VI-CFAR) والذي يستخدم مؤشر التباين VI و نسبة المتوسط MR للتبديل إلى الكاشف log-t-CFAR في حالة وجود بيئة متجانسة، أحد كاشفات H-log-t-CFAR في وجود أهداف متعددة، أو كاشف AEC-log-t-CFAR (Automatic Edge Censoring) في وجود حافة فوضى. تم استعمال محاكاة MC (مونت كارلو) من أجل إظهار أداء الكشف لهذه الأنظمة الجديدة عبر برنامج MATLAB. أظهرت النتائج المتحصل عليها، من ناحية، كفاءة الكاشفين الهجينين في تحسين أداء الكشف للكاشف log-t-CFAR في وجود أهداف متعددة، لكن لوحظ أن أدائهم لا يمكن أن يتجاوز أداء الكاشف AC-MLE-CFAR. بالنسبة لوسط Weibull المتجانس، نوضح أن كاشف SVI-log-t-CFAR من المرجح أن يتتبع كاشف log-t-CFAR، لكن احتمالية الكشف  $P_d$  تكون أقل قليلًا مقارنةً بكاشف AEC-log-t-CFAR. في حالة الأهداف المتعددة، نلاحظ أن كاشف SVI-log-t-CFAR يبدأ بتتبع كاشف log-t-CFAR، ثم ينتهي بتتبع أحد كواشف H-log-t-CFAR حتى الوصول إلى تطابق كامل مع هذه الأخيرة. نلاحظ أيضًا أنه كلما زاد عدد الأهداف المتداخلة، زاد تدهور أداء كاشف log-t-

CFAR وكان أداء كاشف SVI-log-t-CFAR أفضل. عند وجود حافة فوضي، يظهر أن مميّز عدم التجانس لا يؤدي إلى نتائج جيدة عند القيم المنخفضة لـ CCR (النسبة بين استطاعة الوسيطين) وهذا عندما يصبح عدد الخلايا المرجعية غير المتجانسة أكبر من نصف عدد خلايا النافذة المرجعية. ومع ذلك، بالنسبة للقيم الأعلى لـ CCR، يبدو أن مميّز عدم التجانس يتغلب على مثل هذا الخلل من خلال السماح لكاشف SVI-log-t-CFAR بالتتبع بحزم لكاشف AEC-log-t-CFAR. أخيراً، من خلال منحنى تنظيم  $P_{fa}$  (احتمال الإنذار الكاذب)، نرى أن كاشف SVI-log-t-CFAR يواجه صعوبة في التمييز بين أي انتقال للطاقة يحدث في طرفي النافذة المرجعية.

**الكلمات المفتاحية:** كشف CFAR التكيفي، أنظمة الكشف الهجينة، كاشف التبديل، مؤشر التباين، Weibull، log-t-CFAR

# Abstract

Nowadays, almost all radar environments require the so-called HRR (High Resolution Radar); in other words, radars whose pulse width is less than  $0.5 \mu\text{s}$ . In such cases, the experimental data corresponding to this type of clutter have shown to follow a distribution with a tail that is more spread out (long or heavy tail) than that of the Gaussian distribution. Thus, to detect targets evolved in this type of clutter, it is necessary to model the environment by non-Gaussian distributions. In the radar literature, among the statistical models that can be used as substitute for the absence of a Gaussian clutter are the Weibull, log-normal and K distributions..., etc. To this end, several CFAR (Constant False Alarm Rate) detectors inherent to this type of clutter have been developed in the literature. The Goldstein detector called log-t-CFAR is one of these detectors which uses a non-parametric threshold. Contrary to the homogeneous case where the log-t-CFAR detector achieves good detection performances, these latter show a clear degradation in the presence of heterogeneities of the clutter such as the presence of multiple targets or the presence of a clutter edge. For this, and with a view to optimizing the performance of the log-t-CFAR detector in presence of multiple targets in a non-gaussian background of the Weibull type, we propose to associate the log-t-CFAR detector with two automatic censoring techniques. In the first contribution, the two censoring thresholds chosen are the MLE-CFCR (Maximum Likelihood Estimator-Constant False Censoring Rate) and the WH-CFCR (Weber-Haykin-CFCR). The resulting hybrid systems are, respectively, the H-log-t-CFAR detectors, i.e., H-MLE/log-t-CFAR and H-WH/log-t-CFAR. In reality, the origin of the heterogeneity in the echoic signal may not be due to the presence of the interfering targets but rather to the presence of a clutter edge. To compensate for one or the other heterogeneity, in our second contribution, we present the SVI-log-t-CFAR (Switching VI-CFAR) detector, which uses the statistics VI (Variability Index) and MR (Mean Ratio) to switch to either the log-t-CFAR detector for a homogeneous clutter, the H-log-t-CFAR detectors for multiple target situations, or the AEC-log-t-CFAR (Automatic Edge Censoring-CFAR) detector, for clutter edge situations. The MC (Monte Carlo) simulations were able to show, via the MATLAB software, the detection performances of these new detectors. The obtained results showed, on the one hand, the efficiency of the two hybrid detectors in improving the detection performances of the log-t-CFAR detector in the presence of multiple targets; however, their performances do not

surpass that of the AC-MLE-CFAR detector (Automatic Censoring-MLE-CFAR). For a homogeneous Weibull background, we show that the SVI-log-t-CFAR detector is likely to track the log-t-CFAR detector, whose  $P_d$  (Detection Probability) is somewhat reduced compared to the that of the AEC-log-t-CFAR detector. In a multiple target situation, we notice that the SVI-log-t-CFAR detector starts by tracking the log-t-CFAR detector, then ends up tracking one of the H-log-t-CFAR detectors until reaching a full overlap with these latter. We also notice that the more interference there is, the more the performances of the log-t-CFAR detector degrade and the better the performances of the SVI-log-t-CFAR detector are. In the presence of a clutter edge, we show that the heterogeneity discriminator, in this case the VI and MR statistics, do not induce good results at low values of the CCR when the size of the inhomogeneous sub-window becomes greater than half the size of the reference window. However, for higher values of the CCR, the heterogeneity discriminator appears to overcome such a dysfunction by allowing the SVI-log-t-CFAR detector to firmly track the AEC-log-t-CFAR detector. Finally, through the  $P_{fa}$  (Probability of False Alarm) regulation curve, we see that the SVI-log-t-CFAR detector has difficulty in discriminating any power transition that occurs at the extremities of the reference window.

**Keywords:** Adaptive CFAR detection, Hybrid detectors, switching detector, Variability index, Weibull, log-t-CFAR.

# Résumé

De nos jours, la quasi-totalité des environnements radar exige des systèmes dits haute résolution ou HRR (High Resolution Radar) ; autrement dit des radars dont la largeur d'impulsion est inférieure à  $0.5 \mu\text{s}$ . Dans de tels cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles suivent une distribution présentant une queue plus étalée que celle de la Gaussienne. Ainsi, pour détecter des cibles évoluant dans ce type de clutter, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-gaussiennes. Dans la littérature radar, parmi les modèles statistiques pouvant suppléer à l'absence d'un clutter gaussien sont les distributions Weibull, log-normal et  $K$ ... etc. A cet effet, plusieurs détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate) inhérents à ce type de clutter ont été développés dans la littérature. Le détecteur de Goldstein dit log-t-CFAR est l'un de ces détecteurs qui utilise un seuil non paramétrique. Contrairement au cas homogène où le détecteur log-t-CFAR réalise de bonnes performances de détection, ces dernières affichent une nette dégradation en présence d'hétérogénéités du clutter, tels que la présence de cibles multiples ou de bord de clutter. Pour cela, et dans l'optique d'optimiser les performances du détecteur log-t-CFAR en présence de cibles multiples dans un milieu non-gaussien de type Weibull, nous proposons l'association du détecteur log-t-CFAR à deux algorithmes de censure automatique. Dans la première contribution, les deux seuils de censure choisis sont le MLE-CFCR (Maximum Likelihood Estimator-Constant False Censoring Rate) et le WH-CFCR (Weber-Haykin-CFCR). Les systèmes hybrides résultant sont, respectivement, les détecteurs H-log-t-CFAR, i.e., H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR. En réalité, l'origine de l'hétérogénéité dans le signal échoïque peut ne pas être due à la présence de cibles interférentes mais plutôt à la présence d'un bord de clutter. Pour pallier à l'une ou l'autre hétérogénéité, dans notre deuxième contribution, nous présentons le détecteur SVI-log-t-CFAR (Switching VI-CFAR), lequel fait appel aux statistiques VI (Variability Index) et MR (Mean Ratio) pour commuter vers le détecteur log-t-CFAR dans le cas d'environnement homogène, l'un ou l'autre des détecteurs H-log-t-CFAR en présence de cibles multiples, ou le détecteur AEC-log-t-CFAR (Automatic Edge Censoring-CFAR) en présence d'un bord de clutter. Les simulations de MC (Monte Carlo) ont pu nous montrer, via le logiciel MATLAB, les performances de détection de ces nouveaux détecteurs. Les résultats obtenus ont montré, d'une part, l'efficacité des deux détecteurs

hybrides dans l'amélioration des performances de détection du détecteur log-t-CFAR en présence de cibles multiples ; remarquons, cependant, que leurs performances n'ont pas pu surpasser celles du détecteur AC-MLE-CFAR (Automatic Censoring-MLE-CFAR). Pour un milieu Weibull homogène, nous montrons que le détecteur SVI-log-t-CFAR est susceptible de pister le détecteur log-t-CFAR, dont la  $P_d$  (Probabilité de Détection) est un peu réduite par rapport à celle du détecteur AEC-log-t-CFAR. Dans des situations de cibles multiples, nous remarquons que le détecteur SVI-log-t-CFAR commence par pister le détecteur log-t-CFAR, puis finit par suivre l'un des détecteurs H-log-t-CFAR jusqu'à atteindre une superposition complète avec ces derniers. Nous remarquons aussi que plus il y a d'interférences, plus les performances du détecteur log-t-CFAR se dégradent et meilleures sont celles du détecteur SVI-log-t-CFAR. En présence d'un bord de clutter, nous montrons que le discriminateur d'hétérogénéité, en l'occurrence les statistique VI et MR n'induisent pas de bons résultats à faibles valeurs du CCR lorsque la taille de la sous-fenêtre non homogène devient supérieure à la moitié de la taille de la fenêtre de référence. Cependant, pour des valeurs plus élevées du CCR, le discriminateur d'hétérogénéité semble surmonter un tel dysfonctionnement en permettant au détecteur SVI-log-t-CFAR de suivre fermement le détecteur AEC-log-t-CFAR. Enfin, à travers la courbe de la régulation de la  $P_{fa}$  (Probabilité de Fausse de Alarme), nous apercevons que le détecteur SVI-log-t-CFAR a des difficultés à discriminer toute transition de puissance qui se produit aux extrémités de la fenêtre de référence.

**Mots Clés :** Détection adaptative CFAR, Détecteurs hybrides, Détecteur basé sur la commutation, Index de variabilité, Weibull, log-t-CFAR.

# Table des matières

## Chapitre 1

### Introduction générale

1.1 Introduction	2
1.2 Etat de l'art des détecteurs CFAR en milieux gaussiens et non gaussiens	4
1.3 Motivation	12
1.4 Contribution	13
1.5 Travaux réalisés	14
1.6 Organisation du manuscrit	15

## Chapitre 2

### Systèmes radar et détection CFAR

2.1 Introduction	18
2.2 Concepts et généralités sur les systèmes radar	18
2.2.1 Définition du radar	18
2.2.2 Qualités requises dans un système radar	19
2.2.3 Types de radars	20
2.3 Radar Doppler pulsé	21
2.4 Détection de cibles radar	23
2.4.1 La surface équivalente du radar	23
2.4.2 Equation du radar	23
2.4.3 Théorie de la détection statistique	24
2.4.4 Modélisation statistique des cibles	27
2.5 Modélisation statistique du clutter	29
2.5.1 Distribution Rayleigh	30
2.5.2 Distribution Weibull	31
2.5.3 Distribution Log-normale	31
2.5.4 Distribution Gumbel	32
2.5.5 Distribution K	32
2.5.6 Distribution Pareto	33
2.6 Conclusion	34

## Chapitre 3

### Rappels de quelques détecteurs CFAR en milieux hétérogènes

3.1 Introduction	36
------------------	----

3.2	Censure automatique des interférences	36
3.3	Localisation et censure d'un bord de clutter	38
3.4	Censure bilatérale	39
3.5	Détecteur CFAR basé sur l'indice de variabilité	41
3.6	Intégration de plusieurs impulsions	43
3.6.1	Intégration conventionnelle	44
3.6.2	Intégration non conventionnelle	44
3.6.3	Intégration binaire	44
3.7	Autres techniques de détection CFAR	46
3.7.1	Transformation en ondelettes	46
3.7.2	Logique floue	46
3.7.3	Réseaux de neurones	47
3.8	Conclusion	47

## **Chapitre 4**

### **Techniques d'intégration non cohérente multi-impulsions**

4.1	Introduction	49
4.2	Analyse des détecteurs WHCIT-CFAR et WHBIT-CFAR	49
4.2.1	Analyse de la propriété CFAR	50
4.2.2	Clutter homogène	52
4.2.3	Situation de cibles multiples	52
4.2.4	Situation de bord de clutter	55
4.2.5	Situation des deux types d'hétérogénéité	55
4.3	Analyse des détecteurs log-t-CIT-CFAR, log-t-NCIT-CFAR et log-t-BIT-CFAR	58
4.3.1	Cas homogène	59
4.3.2	Présence de cibles interférentes	59
4.3.3	Présence d'un bord de clutter	60
4.4	Analyse du détecteur ACWH-BIT-CFAR dans des clutter Weibull et log-normal	61
4.4.1	Probabilité de sous-censure	62
4.4.2	Clutter homogène	62
4.4.3	Présence de cibles interférentes	66
4.5	Conclusion	66

## **Chapitre 5**

### **Analyse des détecteurs H-log-t-CFAR et SVI-log-t- CFAR**

5.1	Introduction	68
5.2	Détecteurs H-log-t-CFAR	68
5.2.1	Détecteur H-MLE/log-t-CFAR	69

5.2.2 Détecteur H-WH/log-t-CFAR	71
5.3 Détecteur SVI-log-t-CFAR	72
5.4 Conclusion	77

## **Chapitre 6**

### **Résultats de simulations et discussions**

6.1 Introduction	79
6.2 Performances des détecteurs H-log-t-CFAR	79
6.2.1 Effet de la $P_{fc}$ sur la $P_d$	79
6.2.2 Performance de détection en milieu homogène	82
6.2.3 Performance de détection en présence de cibles multiples	83
6.3 Performances du détecteur SVI-log-t-CFAR	85
6.3.1 Evaluation des seuils $K_{VI}$ et $K_{MR}$	86
6.3.2 Analyse de la propriété CFAR du détecteur SVI-log-t-CFAR	87
6.3.3 Performance de détection en milieu homogène	88
6.3.4 Performance de détection en présence de cibles multiples	90
6.3.5 Performance de détection en présence d'un bord de clutter	92
6.4 Conclusion	97

## **Chapitre 7**

### **Conclusion générale et perspectives**

7.1 Synthèses des travaux publiés	100
7.2 Discussions des résultats de cette thèse	101
7.3 Perspectives et Travaux Futurs	103

<b>Bibliographie</b>	<b>105</b>
----------------------	------------

# Liste des symboles

$P_{fa}$	Probabilité de fausse alarme
$P_{fc}$	Probabilité de fausse censure
$P_d$	Probabilité de détection
$P_{nd}$	Probabilité de non-détection
$C$	Vitesse de la lumière
$FI$	Fréquence intermédiaire
$\lambda$	Largeur de l'impulsion
$f_r$	Fréquence de répétition
$\sigma$	Surface équivalente radar (RCS)
$P_r$	Puissance réfléchie
$P_D$	Densité de puissance
$P_t$	Puissance de crête
$G$	Gain de l'antenne directionnelle
$S_{min}$	Puissance minimale du signal détectable
$H_0/H_1$	Hypothèse nulle et hypothèse alternative
$f_{z H_i}(z H_i)$	Fonction densité de probabilité sous hypothèse $H_i$
$P(\cdot)$	Opérateur de probabilité
$C_{ij}$	Coût de choisir $H_i$ lorsque $H_j$ est vrai ( $i = 0,1 j = 0,1$ )
$\Lambda(z)$	Rapport de vraisemblance
$\lambda_L$	Multiplicateur de Lagrange
$\Gamma(\cdot)$	Fonction gamma
$f(\cdot)$	Fonction densité de probabilité, PDF
$F(\cdot)$	Fonction densité cumulative, CDF
$E[.]$	Espérance mathématique
$Var[.]$	Variance
$\gamma \cong 0.5772$	Constante d'Euler
$\alpha_0$ et $\beta_0$	Probabilités d'erreur

$\tau_{\log-t}$	Seuil de détection du log-t-CFAR
$T_{Exc}$	Seuil d'excision
$g_{ck}$	Paramètre du seuil de censure de la technique MLE
$\alpha_k$	Paramètre du seuil de censure de la technique WH
$p$	Nombre de cellules homogènes
$t$	Statistique du log-t-CFAR
$\ln(.)$	Logarithme népérien
$\tau$	Durée d'une impulsion
$R$	Portée ou distance radar

# Liste des Acronymes

<b>2D-DWT</b>	Two-Dimensional Discrete WT
<b>ACCA</b>	Automatic Censoring CA
<b>ACCA-ODV</b>	Automatic Censoring Cell Average Ordered Data Variability
<b>ACGO</b>	Automatic Censoring Greatest Of
<b>ACML</b>	Adaptive Censoring Maximum Likelihood
<b>ACMLD</b>	Automatic Censored Mean Level Detector
<b>ACWH</b>	Automatic Censoring Weber-Haykin
<b>ADCCA</b>	Automatic Dual Censoring and Cell-Averaging
<b>AEC</b>	Automatic Edge Censoring
<b>ALC</b>	Adaptive Linear Combined
<b>AOCML</b>	Automatic Outlier Censoring Maximum Likelihood
<b>AOS</b>	Adaptive OS
<b>BCV</b>	Between Class Variance
<b>BIT</b>	Binary Integration Technique
<b>BLUE</b>	Best Linear Unbiased Estimator
<b>CA</b>	Cell-Averaging
<b>CAG</b>	Grubbs based-CA
<b>CCR</b>	Clutter to Clutter Ratio
<b>CEKB</b>	Combined Environmental Knowledge Base
<b>CFAR</b>	Constant False Alarm Rate
<b>CFCR</b>	Constant False Censoring Rate
<b>CIT</b>	Conventional Integration Technique
<b>CMLD</b>	Censored Mean Level Detector
<b>CMLE</b>	Censored Maximum Likelihood Estimator
<b>CUT</b>	Cell Under Test
<b>CW</b>	Continuous Wave
<b>CWT</b>	Continuous Wavelet Transform
<b>DACBLU</b>	Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased
<b>F/B-ACOSD</b>	Forward/Backward Automatic Censored Order-Statistic Detector
<b>F-ACCAD</b>	Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector
<b>FCA</b>	Fuzzy CA

<b>FC-log-t</b>	Fixed Censoring log-t
<b>FGO</b>	Fuzzy GO
<b>FNN</b>	Fuzzy Neural Network
<b>FSO</b>	Fuzzy SO
<b>GBCED</b>	GLR-Based Clutter-Edge Detection
<b>GCMLD</b>	Generalized Censored Mean Level Detector
<b>GLRT</b>	Generalized Likelihood Ratio Test
<b>GM</b>	Geometric Mean
<b>GO</b>	Greatest-Of
<b>GOS</b>	Generalized OS
<b>GOSCA</b>	Generalized OS of CA
<b>GOSGO</b>	Generalized OS of GO
<b>GSOSCA</b>	Generalized SOSCA
<b>GTL-MLD</b>	Generalized Two Level-Mean Level Detector
<b>H-MLE/log-t</b>	Hybrid-MLE/log-t
<b>HRR</b>	High Resolution Radar
<b>H-WH/log-t</b>	Hybrid-WH/log-t
<b>ICR</b>	Interference to Clutter Ratio
<b>IDD</b>	Indépendants et Identiquement Distribués
<b>IP</b>	Improved Polarimetric
<b>IPP</b>	Inter Pulse Period
<b>LCOS</b>	Linearly Combined Order Statistic
<b>LGMR</b>	Log-Geometric Mean Ratio
<b>MC</b>	Monte Carlo
<b>ML</b>	Mean Level
<b>MLE</b>	Maximum Likelihood Estimator
<b>MLP</b>	Multi-Layer Perceptron
<b>MLQM</b>	Maximum Likelihood Quantile Matching
<b>MOSCA</b>	Mean of OS and CA
<b>MPL</b>	Most Powerful Linear
<b>MR</b>	Mean Ratio
<b>NCIT</b>	Non-Conventional Integration Technique
<b>NIOME</b>	Non-Integer Order Moments Estimator

<b>N-P</b>	Neyman-Pearson
<b>ODV</b>	Ordered Data Variability
<b>OS</b>	Ordered Statistics
<b>OSAGO</b>	OS and CA Greatest Of
<b>OSGO</b>	Ordered Statistic Greatest Of
<b>OSSO</b>	Ordered Statistic Smallest Of
<b>PBS</b>	Probability of Background Selection
<b>PI</b>	Pietra Index
<b>PRF</b>	Pulse Repetition Frequency
<b>PRI</b>	Pulse Repetition Interval
<b>RCS</b>	Radar Cross Section
<b>ROC</b>	Receiver Operating Characteristic
<b>RWVI</b>	Robust Weibull Variability Index
<b>SAR</b>	Synthetic Aperture Radar
<b>SCR</b>	Signal sur Clutter Ratio
<b>SE</b>	Selection Estimation
<b>SO</b>	Smallest-Of
<b>SOSCA</b>	Smallest-Of OS and CA
<b>SVI</b>	Switching Variability Index
<b>SVI-log-t</b>	Switching VI-log-t
<b>SW</b>	Swerling
<b>TM</b>	Trimmed Mean
<b>UMPI</b>	Uniformly Most Powerful Invariant
<b>VI</b>	Variability Index
<b>WCA</b>	Weighted Cell Averaging
<b>WG</b>	Weighted Gradient
<b>WH</b>	Weber-Haykin
<b>WT</b>	Wavelet Transform

# Liste des Figures

<b>1.1</b>	Principe de détection avec un seuil fixe, (a) Seuil bas et (b) seuil élevé.	<b>3</b>
<b>1.2</b>	Schéma de base de la famille de détecteurs CFAR à niveau moyen.	<b>6</b>
<b>1.3</b>	Schéma de base d'un détecteur CFAR basé sur les statistiques ordonnées.	<b>6</b>
<b>1.4</b>	Probabilité de détection du détecteur log-t-CFAR en fonction du SCR dans un clutter Weibull en présence de $k=0, 2$ and $8$ interférences, avec $N=36, \alpha=1, \beta=3, ICR=SCR$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>12</b>
<b>2.1</b>	Principe de fonctionnement d'un système radar.	<b>18</b>
<b>2.2</b>	Schéma en blocs d'un radar Doppler pulsé	<b>21</b>
<b>2.3</b>	Train d'impulsions émises et reçues.	<b>22</b>
<b>2.4</b>	Régions de décision.	<b>26</b>
<b>3.1</b>	Organigramme de l'algorithme de censure	<b>37</b>
<b>3.2</b>	Organigramme de l'algorithme AEC-log-t-CFAR	<b>39</b>
<b>3.3</b>	Organigramme simplifié de l'algorithme DACBLU	<b>40</b>
<b>3.4</b>	Technique d'intégration non cohérente conventionnelle	<b>44</b>
<b>3.5</b>	Technique d'intégration non cohérente non conventionnelle	<b>45</b>
<b>3.6</b>	Technique d'intégration non cohérente binaire	<b>45</b>
<b>4.1</b>	Régulation de la $P_{fa}$ en fonction du paramètre de forme des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR, pour $N=16, M=4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>51</b>
<b>4.2</b>	$P_d$ simulées en fonction du SCR pour un clutter homogène des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR, pour $N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>53</b>
<b>4.3</b>	$P_d$ simulées en fonction du SCR en présence de deux interférences pour $N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>54</b>
<b>4.4</b>	$P_d$ simulées en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter (Cellules de 9 à 16 dans le clutter de haute puissance) à $R = 15dB, N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>56</b>
<b>4.5</b>	$P_d$ simulées en fonction de SCR en présence d'un bord de clutter (Cellules de 9 à 16 dans le clutter) et de deux cibles interférentes, pour $ICR = SCR, CCR = 15 dB, N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>57</b>

<b>4.6</b>	$P_d$ simulée en fonction de SCR des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT- et log-t-CFAR dans clutter Weibull homogène, pour $(\alpha, \beta) = (1, 3), N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>59</b>
<b>4.7</b>	$P_d$ simulée en fonction de SCR des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT- et log-t-CFAR en présence d'une cible interférente, pour $ICR=SCR, (\alpha, \beta) = (1, 3), N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>60</b>
<b>4.8</b>	$P_d$ simulée en fonction de SCR des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT- et log-t-CFAR en présence d'un bord de clutter (Cellules de 9 à 16 et CUT dans le clutter de haute puissance) à $CCR= 15$ dB, $N = 16, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>61</b>
<b>4.9</b>	$P_u$ simulée en fonction de ICR des détecteurs ACWHBIT-CFAR et ACWH-CFAR en présence d'une cible interférente ; $P_{fc}$ comme paramètre, pour $N = 36, p = 24, M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ . (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>63</b>
<b>4.10</b>	$P_d$ simulée en fonction de SCR des détecteurs ACWHBIT-CFAR et ACWH-CFAR dans un clutter homogène, pour $M = 4, P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ . (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>64</b>
<b>4.11</b>	$P_d$ simulée en fonction de SCR des détecteurs ACWHBIT-CFAR et WH-CFAR en présence de 8 interférences avec deux valeurs du paramètre de forme, pour $M = 4, P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ . (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.	<b>65</b>
<b>5.1</b>	Organigramme du détecteur H-MLE/log-t-CFCAR.	<b>70</b>
<b>5.2</b>	Organigramme du détecteur H-WH/log-t-CFCAR.	<b>72</b>
<b>5.3</b>	Organigramme du processus SVI-log-t-CFCAR.	<b>73</b>
<b>5.4</b>	Différents cas d'hétérogénéité dans chaque sous-fenêtre après le déplacement d'un échantillon de $W_A$ vers $W_B$ .	<b>75</b>
<b>6.1</b>	Courbes ROC des détecteurs H-log-t-CFAR dans un milieu Weibull homogène en fonction de la $P_{fc}$ ; pour $SCR=0, 5$ et $10$ dB, $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>80</b>
<b>6.2</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs dans un milieu Weibull homogène en fonction du SCR ; pour $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>82</b>
<b>6.3</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR ; en présence de 2 interférences à $ICR=SCR, N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>83</b>
<b>6.4</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence de 4 interférences à $ICR = SCR$ ; pour $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>84</b>
<b>6.5</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence de 8 interférences à $ICR=SCR$ ; pour $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>84</b>
<b>6.6</b>	Probabilité d'erreur $\alpha_0$ en fonction du seuil $K_{VI}$ en milieu Weibull et en présence d'une interférence, pour $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3$ et ICR comme paramètre.	<b>86</b>

<b>6.7</b>	Probabilité d'erreur $\beta_0$ en fonction du seuil $K_{MR}$ , pour $N = 36$ , $\alpha = 1$ , $\beta = 3$ .	<b>87</b>
<b>6.8</b>	Probabilité de fausse alarme, $P_{fa}$ du détecteur SVI-log-t-CFAR en fonction du facteur d'échelle $\tau_{SVI-log-t}$	<b>88</b>
<b>6.9</b>	Probabilité de détection $P_d$ de tous les détecteurs en fonction du SCR dans un milieu Weibull homogène ; pour $N = 36$ , $\alpha = 1$ , $\beta = 3$ , $P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>89</b>
<b>6.10</b>	Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.9	<b>89</b>
<b>6.11</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence d'une interférence à $ICR = SCR$ ; pour $N = 36$ , $\alpha = 1$ , $\beta = 3$ , $P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>90</b>
<b>6.12</b>	Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.11	<b>91</b>
<b>6.13</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence de 2 interférences à $ICR=SCR$ ; pour $N = 36$ , $\alpha = 1$ , $\beta = 3$ , $P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>91</b>
<b>6.14</b>	Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.13	<b>92</b>
<b>6.15</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter, avec 18 cellules et la CUT noyées dans le clutter de forte puissance ; pour $K_{VI} = 1.362$ , $K_{MR} = 1.623$ $N = 36$ , $\alpha = 1$ , $\beta = 3$ , $P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>93</b>
<b>6.16</b>	Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.15	<b>94</b>
<b>6.17</b>	Probabilité de détection, $P_d$ de tous les détecteurs en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter, avec 26 cellules noyées dans le clutter de forte puissance ; pour $K_{VI} = 1.362$ , $K_{MR} = 1.623$ $N = 36$ , $\alpha = 1$ $\beta = 3$ , $P_{fc} = 10^{-3}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>95</b>
<b>6.18</b>	Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.17	<b>95</b>
<b>6.19</b>	Régulation de la $P_{fa}$ de tous les détecteurs en fonction du nombre de cellules de références noyées dans le clutter de forte puissance à $CCR=10$ dB ; pour $N = 36$ , $k_{VI1} = 1.362$ , $k_{MR1} = 1.628$ , $k_{VI2} = 1.782$ , $k_{MR2} = 2.02$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>96</b>
<b>6.20</b>	Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.19	<b>97</b>

# Liste des tableaux

<b>3.1</b>	Fonctionnement du détecteur VI-CFAR.	<b>43</b>
<b>4.1</b>	Coefficient du seuil de détection des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR dans des clutter Weibull et log-normal, de paramètres de forme et d'échelle $(\alpha, \beta) = (1, 3)$ et $(\mu, \sigma) = (0.9, 0.355)$ , respectivement, pour $N = 16$ , $M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>50</b>
<b>4.2</b>	Coefficient du seuil de détection des détecteurs log-t-NCIT-CFAR, log-t-CIT-CFAR et log-t-BIT-CFAR dans un clutter Weibull de paramètres de forme et d'échelle $(\alpha, \beta) = (1, 3)$ , pour $N = 16$ , $M = 4$ et $P_{fa} = 10^{-4}$ .	<b>58</b>
<b>6.1</b>	Paramètres $\alpha_k$ du seuil de censure de WH-CFCR pour différentes valeurs de $P_{fc}$ avec $N = 36$ .	<b>81</b>
<b>6.2</b>	Paramètres $g_k$ du seuil de censure de MLE-CFCR pour différentes valeurs de $P_{fc}$ avec $N = 36$ .	<b>81</b>
<b>6.3</b>	Pertes CFAR des différents détecteurs pour $P_d = 0.8$ .	<b>85</b>
<b>6.4</b>	Différentes valeurs des seuils $K_{VI_a}$ et $K_{VI_b}$ en fonction de la taille des sous-fenêtres $W_a$ et $W_b$ .	<b>87</b>

# Chapitre 1

## Introduction générale

### Résumé

Dans ce premier chapitre, nous décrivons le principe de la détection adaptative à taux de fausse alarme constant ou CFAR (Constant False Alarm Rate) dans les systèmes radar. Ensuite, nous donnons l'état de l'art des détecteurs CFAR existants dans la littérature pour les milieux gaussiens et non gaussiens. Suite à cela, nous exposons la problématique de cette thèse et les motivations qui ont mené à nos contributions. Pour ce faire, nous citons les travaux réalisés au cours de l'accomplissement de cette thèse. Enfin, nous exposons le plan de lecture de ce manuscrit.

### Sommaire

**1.1** Introduction

**1.2** Etat de l'art des détecteurs CFAR en milieux gaussiens et non gaussiens

**1.3** Motivation

**1.4** Contributions

**1.5** Travaux réalisés

**1.6** Organisation de la thèse

## 1.1 Introduction

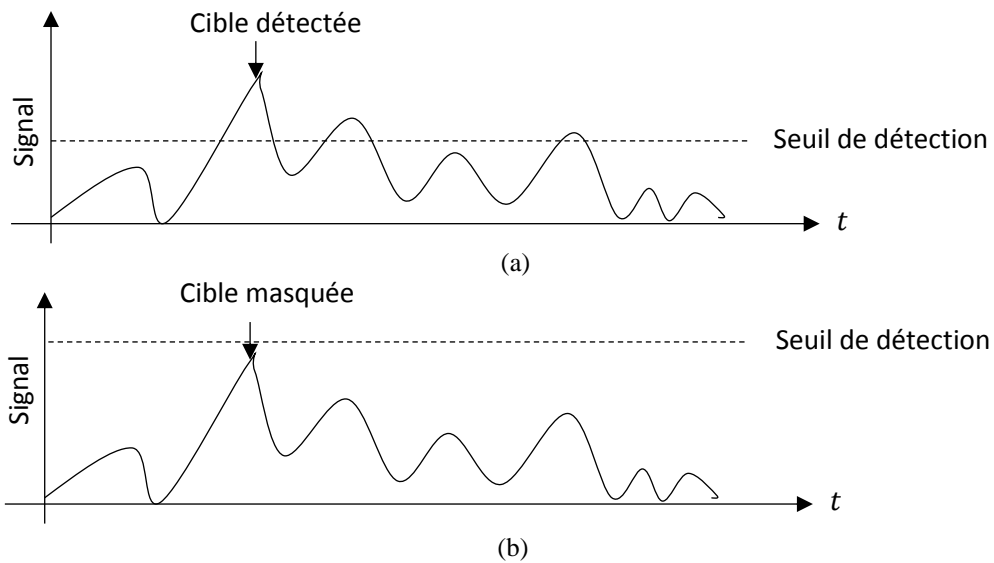
Le traitement du signal est la science qui couvre plusieurs applications technologiques comme, à savoir, l'imagerie (médicale, sismique, biométrique), le traitement de la parole (reconnaissance, identification), traitement des signaux multidimensionnels comme la vidéo (compression, filtrage, segmentation...etc.), les systèmes de communication (réseaux cellulaires, modem, téléphone), radar, sonar ...etc., Lorsque le signal à traiter est un signal radar nous parlons alors des techniques de détection et de télédétection de cibles fixes ou mobiles. Ces techniques, dont la tâche principale est le traitement du signal utile extrait des signaux parasites, sont assujetties à plusieurs facteurs tels que le type du radar lui-même, l'environnement où il opère, le type de la cible ...etc. [1].

Préalablement à toute bonne détection, les échos radar doivent être convenablement modélisés. La description des paramètres du bruit et de la cible s'appuie sur la conception d'un bon estimateur parce qu'un radar ne peut fonctionner qu'avec des informations à *priori* sur le signal reçu. Le radar doit alors développer des estimateurs de paramètres à partir d'observations faites pendant un certain intervalle de temps. Généralement, plus les estimateurs sont optimaux, plus les mesures du radar sont précises. [2].

Un processus de détection typique implique une comparaison intrinsèquement simple entre le signal reçu et une valeur de référence. Dans un détecteur simple, voir Figure 1.1, la valeur de référence est un seuil fixe qui reste inchangé tout le temps. Si le signal reçu est supérieur au seuil, une cible est supposée être présente, sinon elle est absente.

Un seuil bas augmente la chance que le bruit seul dépasse le seuil et génère une fausse alarme. En revanche, un seuil élevé entraînera des cibles manquées. Par conséquent, la sélection d'un seuil approprié est un compromis entre la réduction de la  $P_{fa}$  (Probabilité de Fausse Alarme) et l'augmentation de la  $P_d$  (Probabilité de Détection) [3].

Pratiquement, la tâche de détection confronte le problème d'existence des échos environnementaux qui peuvent empêcher la détection de la cible d'intérêt ou utile. L'environnement total comprend les réflexions indésirables de la mer, des zones terrestres, des précipitations et des paillettes, ainsi que le bruit thermique et le brouillage [4].



**Figure 1.1** Principe de détection avec un seuil fixe, (a) Seuil bas et (b) seuil élevé.

Le bruit thermique est le bruit généré par le mouvement thermique des électrons de conduction dans les tubes ou les composants des récepteurs radar. La puissance de ce bruit est directement proportionnelle à la température des parties ohmiques du circuit et à la bande passante du récepteur. Ce bruit représente la source principale d'erreurs lorsque le radar fonctionne dans l'un de ses modes, effectuant une fonction de détection, de mesure ou de discrimination [5].

La non-homogénéité du signal échoïque est aussi un problème fondamental que confronte la détection radar [6]. Ceci est dû soit aux transitions de puissance soit à la présence de plusieurs cibles ou bien les deux ensembles. La première situation se produit lorsque la puissance du bruit total reçue dans une même fenêtre de référence change brusquement. La présence d'une transition de puissance peut entraîner une grave dégradation des performances du processus de détection conduisant à des fausses alarmes excessives ou à un masquage de cible selon que la cellule testée ou CUT (Cell Under Test) se situe dans la zone de forte puissance où dans la zone de faible puissance. La deuxième situation se produit lorsqu'il y a deux ou plusieurs cibles rapprochées à portée. Les cibles interférentes qui apparaissent dans la fenêtre de référence avec la cible principale peuvent augmenter inutilement le seuil. Souvent, un détecteur ne signale que la plus forte des deux cibles [6].

A cet effet, le seuil de détection radar est constamment ajusté en fonction du niveau du bruit du récepteur afin de garder le nombre de fausses alarmes sous contrôle lorsque les statistiques de l'environnement sont changeantes et inconnues *à priori*. Donc,

une propriété souhaitable pour un processeur radar est que la  $P_{fa}$  ne soit pas influencée par la variabilité des statistiques de l'environnement car celle-ci rend les décisions peu fiables. En effet, lorsque les statistiques de décision dépendent fortement des paramètres inconnus du bruit, toute modification de ceux-ci entraîne des ajustements supplémentaires du seuil afin d'assurer la  $P_{fa}$  de consigne ou désirée [7].

Ainsi, des systèmes adaptatifs doivent être adoptés, de sorte que les paramètres du bruit inconnus sont convenablement estimés et que le seuil de détection soit en fonction de ces estimations. Dans ce cas, la  $P_{fa}$  est automatiquement maintenue constante et on dit que le détecteur est à taux de fausses alarmes constant ou CFAR. En réalité, la propriété CFAR n'est pas accordée à tout schéma de détection. Autrement dit, avant de revendiquer le caractère CFAR à un détecteur donné, il faut prouver que sa statistique de décision ne dépend pas des paramètres de l'environnement en l'absence de cible utile [8].

Les premiers détecteurs CFAR proposés [6, 9-11] supposaient que les statistiques des composantes en quadrature du clutter étaient conjointement gaussiennes en raison des faibles capacités de résolution radar. Cependant, pour de nombreux types de radars à haute résolution, les données collectées ne suivent pas la distribution gaussienne [12]. Les applications réelles montrent que les distributions à queue longue, telles que les distributions Weibull, log-normale,  $K$ , sphériquement invariantes, ... etc. sont plus adaptées à la modélisation des fouillis ou clutter de sol, de terre et de mer [13-16]. Conséquemment, une large gamme de détecteurs CFAR est destinée à opérer en milieux non gaussiens.

## **1.2 Etat de l'art des détecteurs CFAR en milieux gaussiens et non gaussiens**

Selon la théorie de la détection, pour établir un détecteur classique, il est nécessaire de calculer la puissance du bruit pour déterminer la valeur du seuil de détection. Lorsque la statistique du clutter est connue ou ces paramètres peuvent être calculés de manière optimale ou au moins proches de leurs valeurs théoriques, la conception d'un tel détecteur est possible et aisée ; ce qui n'est pas possible dans la pratique. Ainsi, pour maintenir un taux de fausses alarmes fixe tout au long du processus de détection, des détecteurs CFAR ont été développés dans la littérature. Le premier détecteur adaptatif proposé pour les systèmes radar en environnement gaussien est celui de Finn et Johnson [9] et est dit

détecteur CA-CFAR (Cell-Averaging CFAR). Comme cela est montré en Figure 1.2, le principe de fonctionnement de ce détecteur repose sur le calcul de la puissance du clutter en prenant la moyenne des cellules de la fenêtre référence. Notons que ces dernières suivent chacune une loi exponentielle pour le cas d'un détecteur quadratique et une loi Rayleigh pour un détecteur d'enveloppe linéaire. Le seuil de détection est obtenu en multipliant la puissance du clutter estimée par un facteur multiplicatif  $T$  permettant de garantir le maintien de la  $P_{fa}$  désirée. La CUT est par la suite comparée à ce seuil pour décider l'existence ou non de la cible d'intérêt. Lorsque la taille de la fenêtre augmente, la probabilité de détection,  $P_d$  se rapproche de celle du détecteur optimal ou N-P (Neyman-Pearson) basé sur un seuil fixe. Les performances de ce détecteur sont optimales lorsque le clutter est homogène et formé d'observations IID (Indépendantes et Identiquement Distribuées). Dans la pratique, l'environnement est généralement non homogène, par conséquent, les performances de ce processeur subissent une forte dégradation. Le seuil de détection peut augmenter provoquant le masquage, i.e., effet de masque, de la cible ou diminuer provoquant l'augmentation du taux de fausses alarmes, i.e., effet de capture [9].

Pour pallier à ces deux problèmes, deux principales variantes du détecteur CA-CFAR ont été conçues. Hansen [10] a proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of-CFAR) pour réduire les fausses alarmes en présence de bord de clutter. Ce détecteur utilise la plus grande moyenne des deux sous-fenêtres en amont et en aval de la CUT pour estimer la puissance du clutter. En revanche, Trunk [17] a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR (Smallest-Of CFAR) en présence de cibles interférentes dans l'une ou l'autre des deux sous-fenêtres. Ce détecteur utilise la plus petite moyenne des deux sous fenêtres en amont et en aval de la CUT pour estimer la puissance du clutter. Dans [18], les détecteurs CA-, SO- et GO-CFAR sont combinés dans un seul processeur VI-CFAR (Variability Index-CFAR). Celui-ci calcule l'indice de variabilité VI des données et classe les cellules selon l'homogénéité du clutter. Cela permet de conserver les performances CFAR en milieu homogène et de garantir une bonne robustesse du détecteur en environnement non homogène. De leur part, Barkat et Varshney [19] ont proposé le détecteur WCA-CFAR (Weighted Cell Averaging) qui utilise la pondération des cellules des deux sous-fenêtres pour concevoir le seuil de détection. Dans [20], une modification du détecteur CA-CFAR basé sur le critère de Grubbs est proposée pour la détection de cibles dans un milieu exponentiel. Les performances de ce détecteur nommé

CAG-CFAR (Grubbs based-CA-CFAR) ont été évaluées pour différents scénarios où le détecteur a montré une bonne résilience en présence d'hétérogénéités.

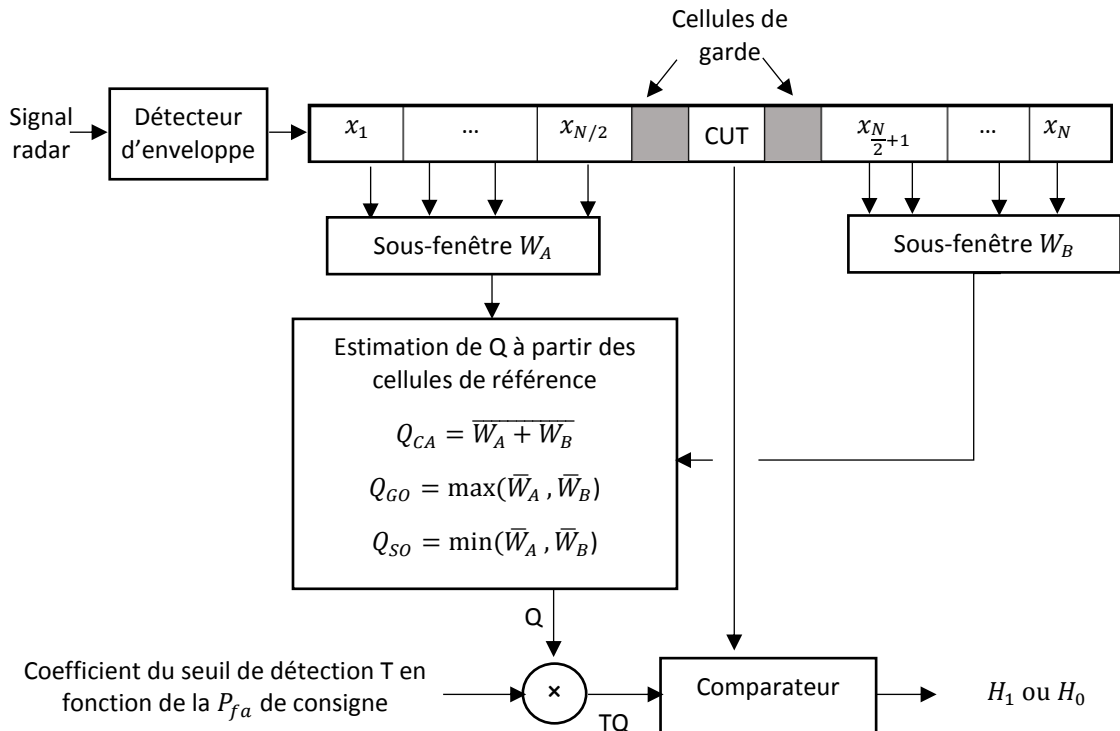


Figure 1.2 Schéma de base de la famille de détecteurs CFAR à niveau moyen.

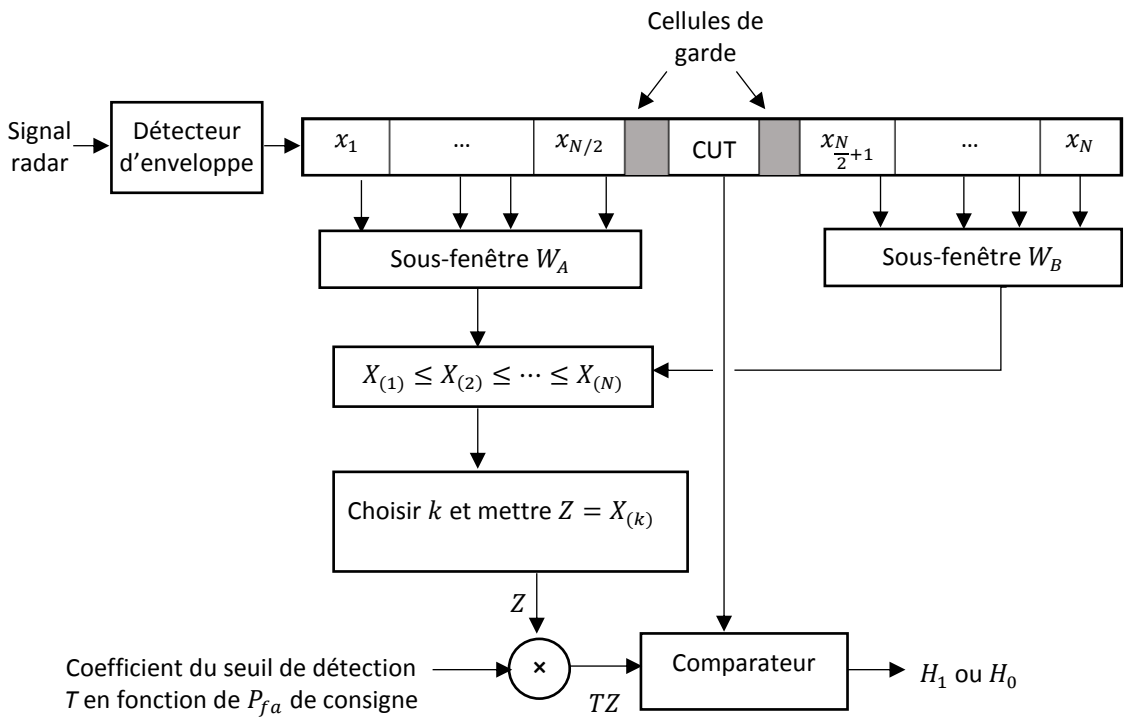


Figure 1.3 Schéma de base d'un détecteur CFAR basé sur les statistiques ordonnées

Par ailleurs, des techniques basées sur les statistiques ordonnées ont été proposées. La première technique est celle de Rohling [21] qui a conçu le détecteur OS-CFAR (Ordered Statistics-CFAR) dont le principe est d'ordonner en ordre croissant les cellules de la fenêtre de référence puis d'utiliser la  $k^{\text{ème}}$  cellule comme estimation de la puissance du clutter. Par la suite, Elias-Fuste et *al.* [22] ont proposé deux nouveaux détecteurs dits OSGO-CFAR (Ordered Statistic Greatest Of) et OSSO-CFAR (Ordered Statistic Smallest Of) qui permettent la réduction du temps de tri des cellules. Dans [23], le détecteur GTL-MLD-CFAR (Generalized Two Level-Mean Level Detector) est introduit. Ce détecteur utilise la technique de test cellule par cellule pour l'acceptation ou le rejet des échantillons. Ce détecteur est robuste comparativement au détecteur OS-CFAR car il ne nécessite pas la connaissance *à priori* du nombre de cibles interférentes.

Ultérieurement, plusieurs techniques ont été conçues en combinant les détecteurs à niveau moyen et ceux basés sur les statistiques ordonnées. D'abord, il y a eu les détecteurs GOSCA-CFAR (Generalized OS of CA-CFAR), GOSGO-CFAR (Generalized OS of GO-CFAR) et GOSSO-CFAR (Generalized OS of SO-CFAR) [24]. Après, ceux sont les détecteurs OSCAGO-CFAR (OS and CA Greatest Of-CFAR) et MOSCA-CFAR (Mean of OS and CA-CFAR) qui ont été développés, respectivement, dans [25, 26]. Puis, les détecteurs SOSCA-CFAR (Smallest-Of OS and CA-CFAR) et GSOSCA-CFAR (Generalized SOSCA-CFAR), respectivement dans [27, 28]. Enfin, le détecteur ALC-CFAR (Adaptive Linear Combined-CFAR) a été présenté dans [29].

Dans le but d'améliorer la détection dans un environnement interférent, les techniques de censure ont apparu dans la littérature radar. Ces techniques procèdent au rejet d'un nombre de cellules de référence indésirables et utilisent les cellules restantes pour déterminer le seuil de détection. Gandhi [6, 11] a proposé les détecteurs TM-CFAR (Trimmed Mean-CFAR) et AOS-CFAR (Adaptive OS). Pour le détecteur TM-CFAR, les cellules sont ordonnées selon leurs puissances croissantes. Les plus grandes cellules, dont le nombre est prédéfini à l'avance, sont éliminées pour ensuite procéder au calcul du seuil de détection moyen comme pour le détecteur CA-CFAR. Le détecteur AOS-CFAR, qui fonctionne comme le détecteur OS-CFAR, procède à un test supplémentaire pour déterminer la présence d'une transition dans les cellules de référence. Viswanathan et Eftekhari [30] ont introduit le détecteur SE-CFAR (Selection Estimation-CFAR). Il exhibe de meilleures performances que le détecteur OS-CFAR lorsque les statistiques de l'environnement changent. Rifkin [31] combine les détecteurs OS-CFAR et GO-CFAR

dans un milieu Weibull. Barbooy et *al.* [32] ont proposé une méthode de censure itérative pour détecter le nombre de cibles interférentes pouvant être présentes dans la fenêtre de référence. Rickard et Dillard [33] ont proposé le détecteur CMLD (Censored Mean Level Detector) dans lequel un certain nombre des plus grandes cellules sont censurées afin de pouvoir estimer le niveau de clutter à partir des cellules restantes. Ritcey [34] a étudié les performances du détecteur CMLD dans un environnement de cibles multiple. AI-Hussaini et *al.* [35] ont appliqué la procédure de Ritcey au détecteur GO-CFAR. Kim et Lee [36] ont développé le détecteur GOS-CFAR (Generalized OS-CFAR). Il résulte de la combinaison des détecteurs OS-CFAR et TM-CFAR. En fait, le calcul d'un certain coefficient détermine l'utilisation de l'une ou l'autre des procédures. Nagle et Saniie [37] ont analysé les performances du détecteur LCOS-CFAR (Linearly Combined Order Statistic-CFAR) dans un environnement exponentiel où deux algorithmes d'optimisation sont utilisés. La première est l'estimation des paramètres par le CMLE (Censored Maximum Likelihood Estimator) et par le BLUE (Best Linear Unbiased Estimator). L'autre procédure d'optimisation permet de déterminer les coefficients de pondération à travers la maximisation de la  $P_d$  du détecteur MPL-CFAR (Most Powerful Linear-CFAR) pour des cibles fluctuantes de type Swerling II.

Comme dans les applications réelles, le nombre de cibles interférentes est généralement inconnu *à priori*, la littérature radar est riche de travaux utilisant des techniques de censure automatique. Himonas et Barkat [23] ont proposé et étudié la censure automatique pour des environnements non homogènes en introduisant un critère de test global sert à accepter ou rejeter des échantillons de référence. Himonas [38] a ensuite proposé le détecteur ACGO-CFAR (Automatic Censoring Greatest Of) dans lequel un critère de test 'cellule par cellule' sert à censurer les cellules indésirables. Farrouki et Barkat [39] ont alors suggéré le détecteur ACCA-ODV (Automatic Censoring Cell Average Ordered Data Variability) qui utilise l'algorithme itératif ODV pour estimer le nombre d'échantillons ordonnés à censurer.

Toujours dans le but d'améliorer la  $P_d$  des détecteurs mono-impulsion, des systèmes de détection multi-impulsions ont été proposés. Le principe de tels systèmes est que chaque décision est envoyée à un centre de fusion binaire. Ces décisions binaires sont fusionnées selon la règle de fusion adoptée pour aboutir à une décision globale quant à la présence ou non d'une cible [40]. Fischler et *al.* [41] ont analysé le détecteur optimal dans le sens de N-P (Neyman-Pearson). Ainsi, ils ont développé le détecteur UMPI (Uniformly

Most Powerful Invariant) pour les radars MIMO (Multi-input, Multi-Output) en présence d'un bruit blanc gaussien avec variance inconnue. Sammartino *et al.* [42] ont généralisé le détecteur CA-CFAR pour les radars MIMO dans un environnement homogène de distribution  $K$ . Janatian *et al.* [43] ont généralisé les détecteurs CA-CFAR, SO-CFAR, OS-CFAR et ACMLD-CFAR (Automatic Censored Mean Level Detector) pour des radars MIMO distants dans un clutter gaussien homogène et non homogène (en présence de cibles interférentes). Récemment, Baadeche et Soltani [44] ont généralisés les détecteurs GOSCAFAR, OSGO-CFAR et OSSO-CFAR pour des radars MIMO distants avec trois schémas différents. Ils ont obtenu des expressions analytiques pour la  $P_{fa}$  et la  $P_d$  pour un clutter homogène en supposant un modèle de bruit blanc gaussien.

Dans le même contexte, Gini *et al.* [45] ont analysé un système de détection CFAR à architecture distribuée dans un clutter Weibull avec une topologie de fusion parallèle où chaque détecteur local utilise une intégration binaire. Meng [46-48] a évalué les performances des détecteurs CFAR basés sur les statistiques ordonnées ; à savoir les détecteurs OSGO-CFAR, OSSO-CFAR et OS-CFAR au moyen de l'intégration binaire dans un clutter Weibull homogène et non-homogène. Meziani et Soltani [49,50] ont analysé les performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire dans un clutter homogène de distribution Pearson. Récemment, Baadeche et Soltani [44] ont analysé des détecteurs CFAR à niveau moyens dans un clutter Weibull homogène et non-homogène avec intégration binaire. Detouche et Laroussi ont utilisé les méthodes d'intégration non cohérente dans des milieux Weibull et log-normal [51-53].

La détection radar, est principalement fondée sur le fait que les échos de l'environnement sont de distribution gaussienne. Cependant, les données collectées par les radars haute résolution suivent plutôt des distributions non gaussiennes. A cet effet, les chercheurs ont amélioré l'ensemble des détecteurs CFAR existants et/ou proposé d'autres détecteurs capables de fonctionner dans des milieux non gaussiens. Goldstein [54] a proposé le détecteur log-t-CFAR. Ce dernier réalise la transformation de la distribution Weibull en celle de Gumbel afin d'estimer la moyenne et l'écart type de cette dernière. Il a montré que le processus est indépendant des paramètres du clutter et a donc prouvé le caractère CFAR de ce détecteur. Weber et Haykin [55] ont introduit une extension du détecteur OS-CFAR pour des distributions bi-paramétriques. Ce détecteur utilise deux échantillons ordonnés pour construire le seuil de détection. Ravid et Levanon [56] ont proposé les détecteurs MLE-CFAR (Maximum Likelihood Estimator-CFAR) et

CMLE (Censored MLE) dans un environnement Weibull. Sur la base des estimations des paramètres de forme et d'échelle, cet algorithme de détection a montré une faible perte CFAR vis-à-vis du détecteur Weber-Haykin. Guida et *al* [57,58] ont développé des algorithmes CFAR bi-paramétriques basés sur les estimateurs BLUE des paramètres de forme et d'échelle des distributions Weibull et log-normal, respectivement. Almarshad et *al*. [59,60] ont considéré, respectivement, les détecteurs F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell-Averaging-CFAR) et F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censored Order-Statistic-CFAR) dans le cas de cibles multiples dans un environnement log-normal. Les algorithmes proposés effectuent dynamiquement la censure et la détection au moyen de cellules de référence classées sans aucune information préalable sur les paramètres du clutter ou le nombre de cibles interférentes. Zaimbashi et *al*. [61] ont proposé une statistique ordonnée pondérée et un détecteur CFAR basé sur les règles de fusion floues. Celui-ci résout le problème de la dégradation de la détection du détecteur OSGO-CFAR en présence de cibles interférentes et le problème des fausses alarmes excessives inhérentes au détecteur OSSO-CFAR dans une situation de bord de clutter. Qu et *al*. [62] ont proposé le détecteur ACML-CFAR (Adaptive Censoring Maximum Likelihood). Basé sur l'algorithme itératif ODV pour la censure d'échantillons de référence contaminés par la présence de cibles interférentes, cet algorithme utilise les échantillons restants et le MLE pour obtenir les paramètres de la distribution Weibull. Pourmottaghi [63] a proposé la localisation automatique d'un bord de clutter pour assurer le rejet d'échantillons indésirables et l'amélioration des performances de la détection CFAR. Chabbi et *al*. [64] ont proposé le détecteur DACBLU-CFAR (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased-CFAR). Ce détecteur effectue la censure automatique d'échantillons inférieurs et supérieurs indésirables dans un milieu Weibull. Les cellules homogènes restantes sont utilisées dans l'algorithme de détection pour déterminer le seuil de détection. Mehannaoui et *al*. [65] ont traité le problème de la détection automatique de cibles dans un milieu Pareto hétérogène. Le détecteur CFAR proposé utilise concomitamment le PI (Pietra Index) et le test statistique LGMR (Log-Geometric Mean Ratio). Selon l'homogénéité ou non de l'environnement, ce détecteur peut commuter soit vers le détecteur GM-CFAR (Geometric Mean-CFAR), GO-CFAR ou TM-CFAR. Onumanyi et *al*. [66] ont utilisé le détecteur OS-CFAR pour calculer la valeur de BCV (Between Class Variance) de chaque cellule de référence afin d'obtenir le degré d'homogénéité ou de non-homogénéité des échos radar, et ce pour estimer le nombre de cellules contaminées dans la fenêtre de référence.

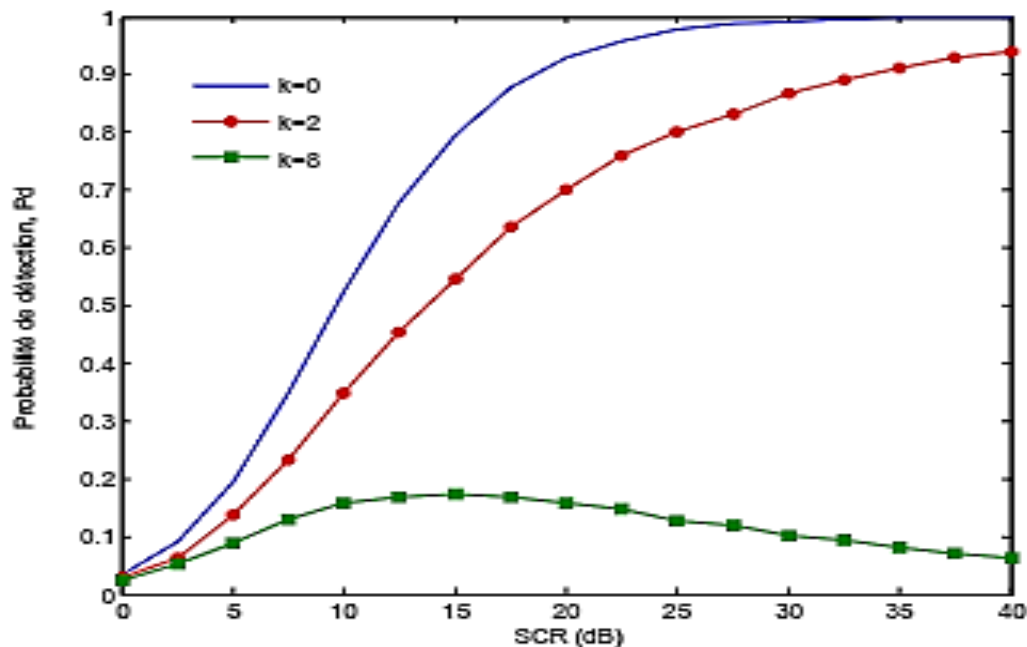
Dans [67], Gouri et *al* ont proposé deux schémas de détection basés sur l'estimation des paramètres de la distribution Weibull. Les techniques, nommées, respectivement  $z\log(z)$  et NIOME (Non-Integer Order Moments Estimator), donnent des résultats très similaires, mais avec moins de calculs que l'approche MLE. Le détecteur  $z\log(z)$ -CFAR n'est, cependant performant que dans le cas d'un clutter Weibull homogène. Une autre approche a été proposée dans [68] pour un environnement Weibull appelé CEKB (Combined Environmental Knowledge Base). Dans cette technique, le seuil de détection est formé avec les cellules de référence les plus semblables à la CUT. Comparé à certains détecteurs classiques, l'algorithme proposé a montré des performances de détection significatives dans un clutter Weibull non homogène. Pour leur part, Alvarado et *al.* [69] ont trouvé une nouvelle expression exacte de la  $P_{fa}$  et une expression approximative de la  $P_d$  du détecteur SOCA-CFAR dans un clutter Weibull. Les simulations ont montré que les performances de ce détecteur s'améliorent avec l'augmentation du nombre de cellules de référence et/ou de la valeur du paramètre de forme. Récemment, Xu, J. et *al.* [70] ont traité le problème de la détection en milieu non gaussien. Le travail considère un clutter de mer à queue lourde modélisé par un modèle gaussien composé pour lequel la texture du clutter est caractérisée par la distribution log-normale. Un détecteur cohérent adaptatif, basé sur le GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test) est donc construit en deux étapes. Ce dernier a un comportement CFAR par rapport à la puissance moyenne du clutter et à la matrice de covariance du speckle, résultant ainsi à une meilleure performance de détection vis-à-vis de leurs concurrents respectifs. Madjidi et *al.* [71] ont proposé et analysé le détecteur MLQM-CFAR (Maximum Likelihood Quantile Matching), dont le seuil de détection est estimé par la théorie QM. Ce nouveau détecteur qui permet la censure de l'extrémité supérieure de la fenêtre de référence, repose sur un nombre fixe de quantiles (statistiques ordonnées) pris à partir des cellules de référence. Ce faisant, il suffit d'utiliser les informations sur les quantiles sélectionnées pour estimer les paramètres de la distribution à l'aide de l'estimation QM.

### 1.3 Motivation

Le détecteur log-t-CFAR est connu pour n'obéir à aucun critère d'optimisation et ne permettre la censure d'aucune cellule indésirable pouvant être contenue dans la fenêtre de référence [57]. De plus, plus le nombre d'intéférences augmente dans la fenêtre de

référence, plus la  $P_d$  diminue considérablement même avec l'utilisation de méthodes d'intégration de plusieurs impulsions [53]. La Figure 1.4 montre, par exemple, le comportement du détecteur log-t-CFAR pour une seule impulsion dans un clutter Weibull homogène et hétérogène pour un nombre de cellules de référence  $N = 36$ , une  $P_{fa} = 10^{-4}$  et tel que le ICR (Interference Clutter Ratio) et le SCR (Signal to Clutter Ratio) sont égaux, i.e.,  $ICR = SCR$ . Nous pouvons constater la dégradation de la  $P_d$  au fur et à mesure que le nombre d'interférence augmente.

Récemment, Weinberg et Glennly [72] ont proposé l'amélioration des performances du détecteur log-t-CFAR dans un clutter Pareto en présence d'interférences en utilisant la règle OS.



**Figure 1.4** Probabilité de détection du détecteur log-t-CFAR en fonction du SCR dans un clutter Weibull en présence de  $k=0, 2$  and  $8$  interférences, avec  $N=36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ ,  $ICR=SCR$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

Zhao et al. [73] ont suggéré une intégration des détecteurs ML (Mean Level) et log-t-CFAR. Le processus mis en œuvre permet de basculer vers le détecteur approprié en fonction de la répartition du clutter, du nombre de cellules de référence et de la  $P_{fa}$  de consigne. Rouabeh et al. [68] ont combiné la technique CEKB et le log-t-CFAR. Alors qu'un sélecteur de données détermine la partition homogène dans la fenêtre de référence, le détecteur log-t-CFAR est appliqué sur les sections similaires à la CUT.

Notons qu'à ce jour, aucun travail de recherche n'a encore traité l'association du détecteur log-t-CFAR à un algorithme de censure automatique des interférences dans un clutter Weibull hétérogène. Pour cela, nous proposons d'abord de combiner le détecteur log-t-CFAR à deux algorithmes de censure automatique pour un clutter Weibull en présence d'un nombre d'interférences inconnu. Ensuite, nous proposons un détecteur CFAR basé sur l'indice de variabilité VI afin de pouvoir commuter vers le détecteur adapté à l'environnement ; autrement dit, homogène, en présence d'interférences ou d'un bord de clutter

## 1.4 Contributions

Dans cette thèse, nous proposons deux nouvelles stratégies de détection pour un clutter Weibull hétérogène [74]. Dans la première, nous combinons le détecteur log-t-CFAR à deux algorithmes de censure automatique pour un clutter Weibull en présence d'un nombre d'interférences inconnu. Le premier détecteur, nommé H-MLE/log-t-CFAR (Hybrid-MLE/log-t-CFAR), résulte de l'association du détecteur log-t-CFAR [53] [54] à un seuil biparamétrique de censure dont les paramètres de la distribution sont induits par le MLE [56]. Le deuxième, nommé H-WH/log-t-CFAR (Hybrid-WH/log-t-CFAR), résulte de l'association du détecteur log-t-CFAR au seuil non paramétrique de censure de Weber-Haykin [55].

Dans la deuxième contribution, nous intégrons ces détecteurs hybrides dans un processus de sélection permettant de choisir le détecteur approprié à l'environnement homogène ou hétérogène. La stratégie en question repose sur l'utilisation de l'indice de variabilité VI et le rapport des moyennes MR des deux sous-fenêtres de référence [18]. A cet effet, le détecteur obtenu, nommé SVI-log-t-CFAR (Switching VI-log-t-CFAR) permet de commuter vers un des trois détecteurs ; à savoir, le détecteur log-t-CFAR dans le cas d'un milieu homogène ; l'un ou l'autre des détecteurs hybrides en milieu interférent et le détecteur AEC-log-t-CFAR (Automatic Edge Censoring) en présence d'un bord de clutter [63].

## **1.5 Travaux réalisés**

### **1.5.1 Article de revues**

- 1) N. Detouche, T. Laroussi, H. Madjidi, “New Log-t-based CFAR detectors for a Non-Homogeneous Weibull Background” *Physical Communication Journal*, Vol. 59, August 2023, 102085, Doi: 10.1016/j.phycom.2023.102085.
- 2) N. Detouche, T. Laroussi, “Performance Comparison of Binary and Conventional Non-Coherent Weber-Haykin Detectors against Weibull Clutter,” *Journal of Engineering and Science Technology (JEST)*, Vol. 1 No. 1, p. 256-268, April 2011.

### **1.5.2 Communications**

- 1) N. Detouche, T. Laroussi, “Extensive Monte Carlo Simulations for Performance Comparison of Three Non-Coherent Integrations Using Log-t-CFAR Detection against Weibull Clutter,” 6th Int. Conf. on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT 2012), 21-24 March 2012, Sousse, Tunisia.
- 2) N. Detouche, S. Chabbi, T. Laroussi, “Non-Parametric Thresholding Automatic Censoring Binary Non-Coherent Detection in Lognormal Clutter and Multiple Target Situations,” Int. Conf. on Systems and Processing Information (ICSIP’11), May 15-17, 2011, Guelma, Algeria.
- 3) N. Detouche, T. Laroussi, “Forward and Backward Automatic Censoring Binary Integration Detectors Using Weber-Haykin Thresholding,” 2011 IEEE Int. Conf. on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA2011) Malaysia.
- 4) N. Detouche, T. Laroussi, “Performance Comparison of Binary and Conventional Non-Coherent Integrations Using Weber-Haykin Detection Threshold against Heterogeneous Weibull Clutter,” 1st Int. Conf. on Systems and Information Processing (ICSIP’09), May 2009, Guelma, Algeria.
- 5) N. Detouche, T. Laroussi, “Extensive Monte Carlo Simulations for Performance Comparison of Binary and Conventional Non-Coherent Integrations Using WH-CFAR Detection against Heterogeneous Lognormal Clutter,” 4<sup>ème</sup> Séminaire sur les Systèmes de Détection « Architectures et Technologies », DAT’2008 Alger, Algeria.

## 1.6 Organisation du manuscrit

En plus de ce chapitre, ce manuscrit de thèse s'articule autour de six autres chapitres. Dans le Chapitre 2, après avoir donné la définition d'un radar à impulsions électromagnétiques et exposé ces principaux types et caractéristiques, nous présentons les différents modèles statistiques d'une cible et du clutter trouvés dans la littérature. Ensuite, nous développons les notions fondamentales de la théorie de détection statistique.

Dans le Chapitre 3, nous rappelons quelques méthodes de détection CFAR. Ces méthodes permettent de palier au problème de la non-homogénéité du clutter et d'améliorer la qualité de détection. Parmi celles-ci, nous citons celles utilisées au chapitre 5. Aussi, nous introduisons la technique de la censure automatique dite 'en avant' ou Forward dans le cas de cibles multiple, le principe de la recherche d'un bord de clutter et de sa position du détecteur AEC-log-t-CFAR et celui de la sélection conçue pour le détecteur basé sur l'indice de variabilité VI et le rapport des moyennes MR des deux sous-fenêtres de référence. Enfin, nous introduisons les techniques d'intégration de plusieurs impulsions et donnons aussi un bref aperçu sur d'autres techniques telles que la logique floue et les réseaux de neurones.

Au chapitre 4, nous exposons les résultats de simulations obtenus à travers l'application des techniques d'intégration non cohérente dans des milieux non gaussiens tels que Weibull et log-normal. Ces applications constituaient notre départ vers la détection CFAR et vers l'application des techniques de censure automatique d'un nombre inconnu de cibles interférentes.

Dans le Chapitre 5, lequel constitue la contribution originale de cette thèse dans la détection CFAR en milieux non gaussiens, nous commençons d'abord par détailler les algorithmes de détection hybrides basé sur le log-t-CFAR à savoir les détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR. Ensuite, nous décrivons le principe de fonctionnement du détecteur SVI-log-t-CFAR.

Dans le Chapitre 6, consacré à l'analyse et à l'interprétation des résultats de simulation, nous commençons par valider la propriété CFAR des détecteurs proposés au Chapitre 5 pour un clutter Weibull, et nous faisons une étude comparative de leurs

performances de détection avec celles de quelques détecteurs compétiteurs, et ce pour différents types d'hétérogénéité d'un clutter Weibull.

Enfin, dans le Chapitre 7, nous commençons par faire une synthèse des travaux que nous avons réalisés durant ce long parcours de thèse de doctorat en Sciences. Ensuite, nous clôturons ce manuscrit par un ensemble de perspectives qui peuvent faire l'objet de travaux d'extension ou carrément de nouveaux thèmes de recherche dans le domaine de la détection CFAR de cibles dans des environnements non gaussiens.

# Chapitre 2

## Systemes radars et détection Adaptative CFAR

### Résumé

Dans ce chapitre, nous donnons quelques concepts et généralités sur les systèmes radars. Pour cela, nous décrivons le principe de fonctionnement du radar Doppler pulsé, puis présentons les notions fondamentales liées à la théorie de détection statistique et les critères de décision classique. Ensuite, nous exposons les différents modèles statistiques d'une cible ponctuelle et ceux du clutter de surface trouvés dans la littérature radar.

### Sommaire

- 2.1 Introduction
- 2.2 Concepts et généralités sur les systèmes radars
- 2.3 Radar Doppler pulsé
- 2.4 Théorie de la décision statistique
- 2.5 Modélisation statistique d'une cible
- 2.6 Modélisation statistique du clutter
- 2.7 Conclusion

## 2.1 Introduction

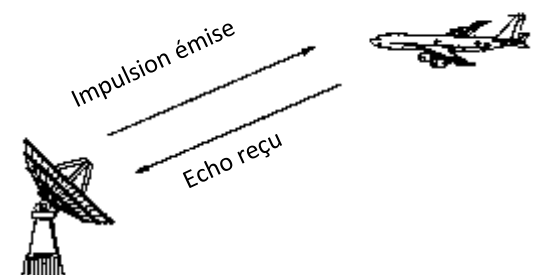
Dans la communauté radar, l'ingénieur Allemand Christian Hülsmeyer est reconnu comme l'inventeur incontesté du premier radar en 1904 où il a fait une démonstration réussie avec son « Telemobiloskop » qui est un appareil anticollision de navire fonctionnant à 700 MHz. Cette invention est basée sur les découvertes de James Clerk Maxwell qui a développé la théorie de la lumière électromagnétique en 1865 et de Heinrich Rudolf Hertz qui a démontré l'existence physique des ondes électromagnétiques et le fait que les ondes radio pouvaient être réfléchies par des objets en 1886.

Au fil des années, le radar est devenu d'autant plus connu grâce à l'intervention de Guglielmo Marconi en 1922 qui a fortement souligné l'importance du radar pour les applications de la sécurité maritime, et de Nikola Tesla qui a décrit un concept de systèmes radars primitifs dans la revue « The Electrical Experimenter » publiée en août 1917. Le radar s'est aussi développé par l'invention du magnétron en 1921 par Albert Wallace Hull et le développement du Klystron par Metcalf et Hahn en 1936 [2,75,76].

## 2.2 Concepts et généralités sur les systèmes radars

### 2.2.1 Définition du radar

Le radar est défini à travers ses deux fonctions les plus élémentaires et qui sont inhérentes au mot, dont les lettres signifient **RADIO DETECTION AND RANGING**, i.e., la détection et la localisation des objets en exploitant les ondes électromagnétiques réfléchies. A savoir, comme le montre la Figure 2.1, que l'onde électromagnétique se déplace du radar vers l'objet puis revient au système après sa réflexion sur celui-ci [4,8].



**Figure 2.1** Principe de fonctionnement d'un système radar.

En réalité, l'énergie rayonnée se propage dans l'espace et frappe tous les objets contenus dans le milieu avoisinant. Une partie de l'énergie est interceptée par une cible potentielle située à une distance donnée du radar, puis réfléchi dans de nombreuses directions dont une partie revient à l'antenne de réception.

Les signaux reçus sont convenablement conditionnés, i.e., amplifiés, filtrés, convertis et échantillonnés. En fonction de ces caractéristiques, le système décide si une cible est présente ou non. Si la présence de la cible est déclarée, d'autres informations relatives à cette dernière comme, par exemple, sa vitesse radiale, son RCS (Radar Cross Section), l'angle azimut, l'angle élévation ...etc., peuvent aussi être acquis [4,8].

### **2.2.2 Qualités requises dans un système radar**

Pour un bon fonctionnement du système radar, il faut qu'il soit doté de certaines capacités ou qualités ; à savoir [4] :

- 1) La fiabilité de la détection qui inclut la distance maximale de détection, la probabilité du temps de détection des cibles souhaitées à n'importe quelle distance et la probabilité de confondre des cibles indésirables ou du bruit avec la véritable cible.
- 2) La précision d'estimation des paramètres cibles. Ces paramètres incluent la plage cible, coordonnées angulaires, portée et vitesses angulaires, et dans les radars plus récents, la distance et l'accélération angulaire.
- 3) Le pouvoir de surmonter la difficulté rencontrée pour résoudre les éventuelles ambiguïtés.
- 4) La résolution qui est le degré auquel deux cibles ou plus peuvent être séparées en une ou plusieurs coordonnées spatiales, en vitesse radiale ou en accélération. La résolution est donc la capacité à distinguer deux échos radar de cibles différentes.
- 5) La capacité de discrimination qui est la capacité de détecter ou de suivre l'écho de la cible en présence de clutter.
- 6) Immunité au brouillage. Cette qualité est requise dans les applications militaires. Pour ce faire il faut :
  - a) Sélectionner le signal émis pour donner à l'ennemi le moins d'informations de reconnaissance.
  - b) Sélectionner les meilleures procédures de traitement pour l'identification du signal souhaité.

- c) Utiliser, si possible, deux récepteurs ou plus à différents endroits pour fournir une discrimination utile entre le signal utile et les signaux indésirables.
- 7) Compatibilité électromagnétique qui signifie l'immunité aux interférences radioélectriques, c'est à dire la capacité d'un système radar à remplir sa mission à proximité d'autres systèmes radars.

### **2.2.3 Types de radars**

Les systèmes radars sont classés selon les spécifications suivantes :

- 1) La première classification des systèmes radars fait la distinction entre le radar à ondes continues ou CW (Continuous Wave) radar et le radar Doppler pulsé ou Pulse Doppler radar. Dans le cas des radars CW, l'émetteur et les récepteurs fonctionnent sans interruption et une onde électromagnétique continue est transmise. Au contraire, un radar Doppler pulsé transmet des ondes électromagnétiques pendant des intervalles de temps très courts, appelés largeur d'impulsion [8].
- 2) La deuxième classification est liée à l'emplacement de l'antenne d'émission et l'antenne de réception. Ces antennes peuvent être au même emplacement ; on parle alors d'un radar mono-statique. Dans le cas contraire où les antennes sont distantes ; on parle d'un radar bi-statique. Dans le système mono-statique, qui est plus typique, une seule antenne effectue à la fois l'émission et la réception. Un système radar encore plus général implique une ou plusieurs antennes émettrices et plus d'une antenne réceptrice, le tout dans un réseau. Ce système, appelé radar multistatique, est la forme la moins courante [2].
- 3) Une troisième classification fait appel à la fonction du système radar. Des exemples des principales fonctions exécutées sont la détection, la recherche, le contrôle du trafic aérien, la météorologie, la poursuite, la défense militaire, ... etc. [2].
- 4) Les systèmes radars sont aussi classés selon la réaction de la cible envers l'onde émise par le radar. Dans le cas d'un radar primaire, le signal échoïque est une réflexion directe de l'impulsion transmise, ce qui signifie que l'impulsion réfléchie a la même fréquence que celle transmise. Dans le cas d'un radar secondaire, l'onde émise dite interrogatrice déclenche un transpondeur au niveau de la cible. Cette dernière transmet ensuite sa propre impulsion ou un ensemble d'impulsions en retour qui sont de fréquences différentes [76].

### 2.3 Radar Doppler pulsé

Les radars pulsés sont surtout utilisés pour la détection à longue portée, et principalement dans les domaines militaires, le contrôle du trafic aérien, la météorologie et la détection par satellite [75].

Lorsque l'onde émise par le radar heurte un objet, le signal échoïque rentre dans l'antenne, qui est connectée au préamplificateur ou au mélangeur du récepteur par le duplexeur. Un signal d'oscillateur local, fourni par l'excitateur, traduit la fréquence de l'écho en une ou plusieurs Fréquences Intermédiaires (FI), qui peuvent être amplifiées, filtrées, détectées et soumises à un traitement de signal plus raffiné. Les données permettant de contrôler l'orientation de l'antenne et de fournir des sorties à un ordinateur associé sont extraites du retard temporel et de la modulation du signal. Il existe de nombreuses variations par rapport au schéma de la Figure 2.2 qui peuvent être apportées aux radars pour des applications spécifiques [7,8].

Le boîtier de contrôle du temps génère les signaux de synchronisation nécessaires dans tout le système. Un signal modulé est généré et envoyé à l'antenne par le bloc modulateur/émetteur. La commutation de l'antenne entre les modes d'émission et de réception est contrôlée par le duplexeur. Le duplexeur permet à une antenne d'être utilisée à la fois pour transmettre et recevoir. Pendant la transmission, il dirige l'énergie électromagnétique du radar vers l'antenne. Alternativement, à la réception, il dirige les échos radar reçus vers le récepteur. Le récepteur amplifie les retours radar et les prépare pour le traitement du signal. L'extraction des informations cibles est effectuée par le bloc processeur de signal.

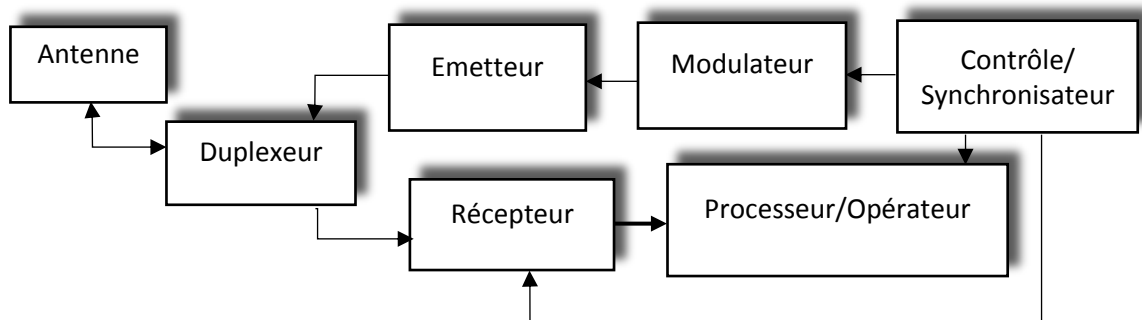
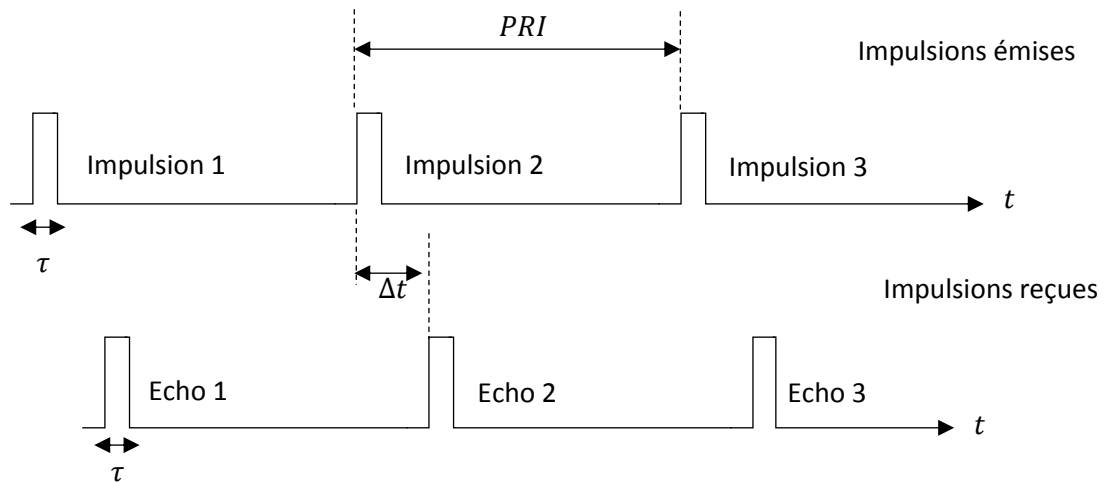


Figure 2.2 Schéma en blocs d'un radar Doppler pulsé.



**Figure 2. 3** Train d'impulsions émises et reçues.

La portée  $R$  de la cible est la distance entre l'antenne radar et la cible. Elle est donc calculée en mesurant la moitié du délai que prend une impulsion pour parcourir le chemin bidirectionnel entre le radar et la cible. Comme les ondes électromagnétiques voyagent dans le vide à la vitesse de la lumière  $c = 3 \times 10^8 \text{ m / s}$ , alors

$$R = \frac{c\Delta t}{2} \quad (2.1)$$

En général, un radar Doppler pulsé émet et reçoit un train d'impulsions, comme cela est illustré dans la Figure 2.3. La période d'émission appelée IPP (Inter Pulse Period) est souvent notée PRI (Pulse Repetition Interval) et la largeur de l'impulsion est notée  $\tau$ , et  $f_r$  est la fréquence de répétition PRF (Pulse Repetition Frequency).

$$f_r = \frac{1}{PRI} \quad (2.2)$$

Le signal sortant du détecteur d'enveloppe (filtre Doppler) est échantillonné. Chaque échantillon est appelé cellule. La cellule sous test ou CUT désigne l'échantillon subissant le test de décision de détection. Le niveau de puissance du signal reçu est estimé dans une zone locale appelée fenêtre de référence, qui est formée d'un nombre fini de cellules centrée autour de la CUT [4]. La fenêtre de référence peut être mise en œuvre sur la portée, le Doppler, l'angle, le temps ou une combinaison de ces dimensions de mesure de sorte que les échantillons associés peuvent être supposés comme généralement homogènes et représentatifs de la CUT [4].

Il faut noter qu'en absence de cible utile, donc sous l'hypothèse nulle  $H_0$ , la CUT ne contient que de clutter. Alternativement, pour un détecteur linéaire, si la cible est présente et que son amplitude est  $s$ , alors la valeur de la CUT est donnée, pour un clutter d'amplitude  $c$ , par [77] :

$$CUT = \sqrt{(c^2 + s^2 + 2sc \cos(\theta))} \quad (2.3)$$

où  $\theta$  est une variable aléatoire uniformément distribuée sur  $[0, 2\pi]$ .

## 2.4 Détection de cibles radar

### 2.4.1 Surface équivalente du radar

Lorsque l'énergie émise par le radar frappe une cible, les courants de surface induits sur cette cible émettent de l'énergie électromagnétique dans toutes les directions. La quantité de puissance rayonnée est proportionnelle à la taille, l'orientation, la forme physique et au matériau constituant la cible ; tous regroupés dans un paramètre spécifique à la cible appelé la section équivalente du radar ou RCS et est notée  $\sigma$  [7].

RCS est défini comme étant le rapport entre la  $P_r$ , puissance réfléchiée vers le radar, et la  $P_D$ , densité de puissance incidente sur la cible, multiplié par la surface d'une sphère de rayon  $R$  [5] :

$$\sigma = 4\pi R^2 \frac{P_r}{P_D} \quad (2.4)$$

### 2.4.2 Equation du radar

Soit un radar muni d'une antenne omnidirectionnelle, autrement dit émettant de l'énergie de manière égale dans toutes les directions. Etant donné que ces types d'antennes ont un diagramme de rayonnement sphérique, nous pouvons définir la  $P_D$ , i.e., puissance par unité de surface, en tout point de l'espace comme [7,78] :

$$P_D = \frac{\text{Puissance transmise crête}}{\text{Surface d'une sphère}} \quad (2.5)$$

Pour un milieu de propagation sans perte, la densité de puissance à une distance  $R$  du radar est :

$$P_D = \frac{P_t}{4\pi R^2} \quad (2.6)$$

où  $P_t$  est la puissance crête transmise. Si le gain de l'antenne directionnelle est noté  $G$  et la longueur de l'onde est notée  $\lambda$ , alors la puissance totale fournie par le radar est donnée par :

$$P_{Dr} = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (2.7)$$

Pour une puissance minimale du signal détectable  $S_{min}$ , la portée maximale du radar est :

$$R_{max} = \left( \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 S_{min}} \right)^{\frac{1}{4}} \quad (2.8)$$

Dans des situations pratiques, les signaux échoïques reçus par le radar sont corrompus par du bruit, ce qui introduit des tensions indésirables à toutes les fréquences radar. La portée maximale du radar devient alors :

$$R_{max} = \left( \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 K T_e B F (SNR)_{omin}} \right)^{\frac{1}{4}} \quad (2.9)$$

où  $K = 1.38 \times 10^{-23}$  Joule/degré-Kelvin est la constante de Boltzmann,  $B$  la bande passante du radar,  $T_e$  la température effective du bruit en degré-Kelvin,  $F$  le facteur de bruit en dB,  $(SNR)_{omin}$  (Signal to Noise Ratio) le plus petit rapport entre la puissance du signal et la puissance du bruit à la sortie du radar.

### 2.4.3 Théorie de la détection statistique

La tâche de détection radar est accomplie en décidant la présence ou non de la cible primaire à partir des mesures collectées. Donc, le problème de détection est d'abord formulé en termes de test d'hypothèse binaire [8].

Ce test est donné par l'équation (2.10) où  $H_0$  est appelée l'hypothèse d'absence de la cible et  $H_1$  l'hypothèse de présence de la cible. Dans la terminologie radar,  $H_0$  et  $H_1$  désignent, respectivement, l'hypothèse nulle et l'hypothèse alternative.

$$\begin{cases} H_0: z = c \\ H_1: z = c + s \end{cases} \quad (2.10)$$

Sous l'hypothèse  $H_0$ , le signal complexe  $z$  reçu par le radar est supposé ne contenir que les échos indésirables nuisibles à une bonne détection, formant le clutter. Ces échos sont supposés admettre une fonction de densité de probabilité (Probability Density Function, PDF), notée  $f_{Z|H_0}(z|H_0)$ .

Sous l'hypothèse  $H_1$ , le signal reçu est supposé contenir le signal  $s$  provenant de l'écho de la cible et noyé dans les mêmes échos parasites que sous  $H_0$ . Sa densité de probabilité est alors notée  $f_{Z|H_1}(z|H_1)$ .

Lors du traitement des données, deux types d'erreurs peuvent se produire dans le processus de décision, à savoir :

- 1) **Erreur de type I** : Elle consiste à déclarer la présence d'une cible lorsque seul le clutter est présent, c'est-à-dire lorsque l'hypothèse  $H_1$  est sélectionnée mais c'est l'hypothèse  $H_0$  qui est vraie. Dans le radar, ce type d'erreur est dit fausse alarme, induisant une  $P_{fa}$  définie par :

$$P_{fa} = P(D_1 \setminus H_0) \quad (2.11)$$

où  $P(\cdot)$  est l'opérateur de probabilité et  $D_i, i = 0,1$  la décision.

- 2) **Erreur de type II** : Cela se produit lorsque l'écho de la cible est présent, mais il est considéré à tort comme un bruit, c'est-à-dire lorsque l'hypothèse  $H_0$  est sélectionnée mais c'est l'hypothèse  $H_1$  qui est vraie. Elle est appelée probabilité de non-détection notée  $P_m$  (Probability of Miss).

$$P_m = P(D_0 \setminus H_1) = 1 - P(D_1 \setminus H_1) = 1 - P_d \quad (2.12)$$

Dans la conception des détecteurs, réduire les probabilités des deux erreurs n'est pas possible dans de nombreuses situations physiques. Pour cette raison, un choix raisonnable consiste à maintenir une  $P_{fa}$  constante [8,79]. Dans la théorie de la décision, il existe trois critères principaux [12] :

**Critère de Bayes** : Ce critère consiste à minimiser le coût moyen  $C$  en déterminant les régions de décision  $D_0$  et  $D_1$

$$E[C] = C_{00}P(D_0 \setminus H_0) + C_{10}P(D_1 \setminus H_0) + C_{01}P(D_0 \setminus H_1) + C_{11}P(D_1 \setminus H_1) \quad (2.13)$$

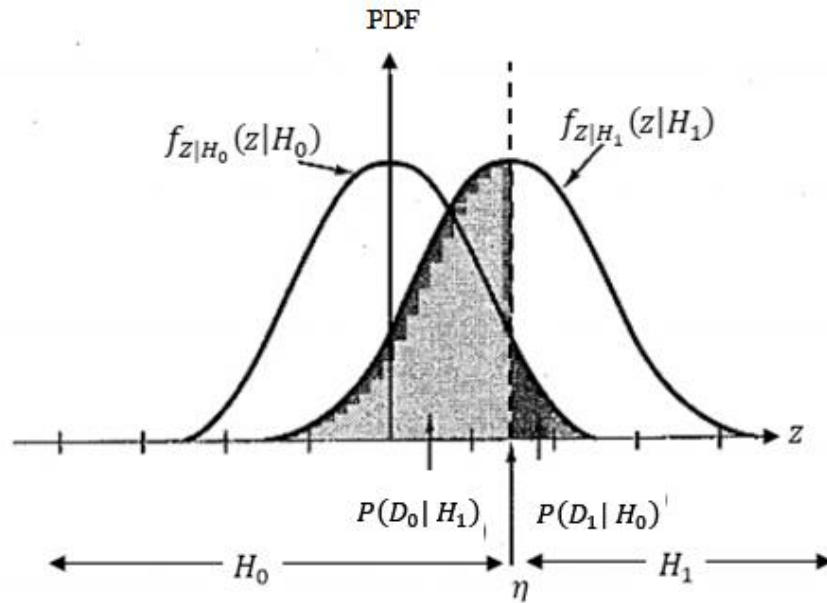


Figure 2.4 Régions de décision.

tel que :

$$P(D_i; H_j) = P(D_i|H_j)P_j = P_j \int_{z_i}^a f_{z|H_j}(z|H_j)dz \quad i, j = 0, 1 \quad (2.14)$$

où  $P_i = P(H_i)$ ;  $i = 0,1$  est la probabilité *à priori* de l'occurrence de l'hypothèse  $H_i$ ,  $C_{ij}$  le coût associé à chaque décision,  $P(D_i; H_j)$  la probabilité conjointe des hypothèses  $H_i$  et  $H_j$  et  $P(D_i|H_j)$  la probabilité conditionnelle des hypothèses  $H_i$  et  $H_j$ .

La reformulation du test donné par l'équation (2.10) conduit au test statistique suivant :

$$\Lambda(z) = \frac{f_{z|H_1}(z|H_1)}{f_{z|H_0}(z|H_0)} \begin{matrix} > & H_1 \\ < & H_0 \end{matrix} \eta \quad (2.15)$$

où  $\Lambda(z)$  est le rapport de vraisemblance ou LR (Likelihood Ratio) et  $\eta$  le seuil de détection. Son expression est donnée par :

$$\eta = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (2.16)$$

**Critère de Neyman-Pearson** : Dans la pratique, il est très difficile de s'affranchir totalement des fausses alarmes et des non-détection, à moins de connaître parfaitement la statistique de l'environnement du radar ainsi que la nature de la cible à détecter. Un bon compromis est donné par le critère de Neyman-Pearson qui vise à maximiser la  $P_d$  pour une  $P_{fa} = \alpha = \text{constante}$ , dite  $P_{fa}$  de consigne (dans la pratique, la plus faible possible). Il est montré que le LR, donné par l'équation (2.17) est alors le test optimal pour le critère de Neyman-Pearson.

$$\Lambda(z) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda_L \tag{2.17}$$

où  $\lambda_L$  est le seuil de détection et est égal au multiplicateur de Lagrange pour une  $P_{fa} = \alpha = \text{constante}$ .

**Critère du Minimax** : Ce critère est utilisé lorsqu'aucune information n'est connue *a priori* sur les probabilités  $P_0$  et  $P_1$ . Le test du minimax consiste à choisir le seuil optimal pour obtenir des probabilités  $P_{fa}$  et  $P_m$  qui vérifient l'équation suivante :

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_m - (C_{10} - C_{00})P_{fa} = 0 \tag{2.18}$$

**2.4.4 Modélisation statistique des cibles**

Les cibles ponctuelles sont physiquement suffisamment petites pour qu'aucun étalement significatif dans le temps ne se produise dans les impulsions reçues. Les avions, satellites, petits bateaux, personnes et animaux, véhicules terrestres, ... etc., peuvent souvent être considérés comme des cibles ponctuelles.

Les cibles isolées trop grandes pour être des cibles ponctuelles sont souvent appelées cibles étendues. Les grands bâtiments, les navires et certains avions peuvent se comporter comme des cibles étendues, en fonction de la bande passante du radar. Des cibles encore plus grandes sont appelées cibles distribuées. Ces dernières peuvent être des cibles de zone comme les surfaces terrestres : les forêts, les fermes, les océans et les montagnes ou des cibles de volume ; à savoir la pluie, la neige, le grésil, la grêle, les nuages, le brouillard, la fumée et les paillettes [2].

Les modèles statistiques les plus utilisés pour représenter les cibles ponctuelles sont la distribution de Marcum, la distribution du Chi-square, la distribution de Rice, la loi log-normale [4] et la distribution Weibull [80].

Selon le comportement de leurs RCS, nous pouvons considérer deux types de cibles. Les cibles fluctuantes et les cibles non fluctuantes. De plus, les cibles sont classées selon les modèles de Swerling [4]. Une cible non fluctuante, également appelée Swerling 0 (SW 0) ou Swerling V (SW V) a un RCS qui est invariant dans toutes les directions. C'est typiquement le cas pour la sphère. Le RCS étant constant, sa densité de probabilité est donnée par la distribution de Dirac centrée sur la valeur du RCS. Une cible est dite fluctuante lorsque son RCS n'est pas constant. Le RCS d'une cible varie souvent en fonction de son orientation dans le temps. Ainsi il peut fluctuer en amplitude (scintillation) et/ou en phase (glint ou rotation de la cible). La fluctuation d'une cible dépend principalement de sa taille, sa forme et son orientation dans le temps. La cible est donc caractérisée par la vitesse de fluctuation et sa distribution statistique.

**2.4.4.1 Modèle de Marcum ou cible stable**

Ce type de modèle a une PDF constante. Elle s'applique au réflecteur stable ou lorsque la cible est non fluctuante et ne bouge pas. Ce modèle n'est pas applicable dans la réalité [4].

**Distribution Chi-square :** Cette distribution englobe plusieurs modèles de cibles. Elle est caractérisée par le nombre de degré de liberté 2m. Sa PDF est donnée par [4] :

$$f_x(x) = \frac{m}{\Gamma(m)\bar{x}} \left[ \frac{mx}{\bar{x}} \right]^{m-1} \exp \left[ -\frac{mx}{\bar{x}} \right] ; x \geq 0, m \geq 1 \quad (2.19)$$

où  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction gamma et  $\bar{x}$  est la valeur moyenne de X. Remarquons que si  $m$  tend vers l'infini, nous retombons sur le modèle de Marcum.

**2.4.4.2 Modèles de Swerling**

Swerling a prolongé les résultats de Marcum vers les cibles fluctuantes. En conséquence il a obtenu cinq modèles qui sont des cas spécifiques de la distribution chi-square [4,81].

**1) Swerling I et II :** Ce premier type de PDF chi-square a deux degrés de liberté ( $m=1$ ), s'applique aux cibles lentement fluctuantes ou scan-to-scan, par contre le

deuxième s'applique aux cibles rapidement fluctuantes ou pulse-to-pulse. Ainsi, pour un détecteur linéaire, leur PDF est donnée par :

$$f_X(x) = \frac{2x}{\sigma^2} e^{-(x/\sigma)^2} ; x \geq 0, \sigma > 0 \quad (2.20)$$

où le paramètre  $\sigma$  est dit paramètre d'échelle. Ces modèles sont dits de RCS Rayleigh,

**2) Swerling III et IV :** Le premier type de PDF chi-square a quatre degrés de liberté ( $m=2$ ) s'applique aux cibles lentement fluctuantes ou scan-to-scan, par contre le deuxième s'applique aux cibles rapidement fluctuantes ou pulse-to-pulse. Ainsi, pour un détecteur linéaire, leur PDF est donnée par :

$$f_X(x) = \frac{9x^3}{2\sigma^4} \exp\left[-\frac{3x^2}{2\sigma^2}\right] ; x \geq 0, \sigma > 0 \quad (2.21)$$

Ces modèles sont dits One dominant plus Rayleigh.

**3) Swerling 0 ou V :** C'est le modèle de Marcum où la PDF est constante.

#### 2.4.4.3 Distribution Rice

La PDF de cette distribution est donnée par [4] :

$$f_X(x) = \frac{1}{\bar{x}} (1 + \alpha^2) \exp\left[-\alpha^2 - \frac{x}{\bar{x}} (1 + \alpha^2)\right] J_0(2j\alpha\sqrt{1 + \alpha^2(x/\bar{x})}) ; x \geq 0 \quad (2.22)$$

où  $\alpha^2$  est le rapport entre la puissance du plus grand diffuseur et les autres diffuseurs. Si  $\alpha^2$  tend vers 0 alors cette distribution tend vers la distribution Rayleigh, et si  $\alpha^2$  tend vers l'infini, alors elle tend vers la distribution de Marcum (cible stable).

#### 2.4.4.4 Distribution Weibull

La distribution Weibull est adoptée pour décrire l'enveloppe de l'écho de diverses cibles. Avec un paramètre de forme égal à 0.6, 1.0 et  $1/\sigma$ , elle peut constituer une approximation impressionnante des modèles Swerling I, Swerling III et la log-normale respectivement où  $\sigma$  est le paramètre de forme de la distribution log-normale [80]. La PDF d'une variable aléatoire de distribution Weibull est donnée à la Section 2.5.2.

#### 2.4.4.5 Distribution log-normale

La distribution log-normale a une queue longue. La grande queue est parfois mieux adaptée au clutter de mer à de faibles angles d'incidence ou grazing angle, et ce lors de

l'utilisation d'un radar haute résolution. Cependant, il ne semble pas y avoir de mécanisme physique de la nature connue pour produire un clutter log-normal. Il est utilisé dans les radars parce qu'il s'adapte mieux à certains milieux [75]. La PDF d'une variable aléatoire de distribution log-normale est donnée à la Section 2.5.3.

## **2.5 Modélisation statistique du clutter**

Le fouillis ou clutter est un phénomène majeur affectant les performances des radars. Il provient de diverses réverbérations indésirables qui peuvent entrer en concurrence avec les cibles souhaitées dans le récepteur radar. Le clutter radar est la somme vectorielle à l'antenne radar de nombreux signaux échoïques provenant de nombreux petits diffuseurs. Lorsque le radar opère dans une région qui contient un grand nombre de diffuseurs radar indésirables, tels que des gouttes de pluie, des flocons de neige ou des dipôles de paillettes, la somme des signaux radar réfléchis par ces objets peut bien déterminer le signal minimum détectable du radar. Ces objets, cependant, peuvent être les cibles d'intérêt, comme, par exemple, dans un radar météorologique [4,14].

De nombreux efforts sont déployés pour modéliser, analyser et atténuer le clutter dans les systèmes radar. Le clutter est un phénomène aléatoire donc il est bien décrit dans le contexte d'un cadre probabiliste. Selon la nature de l'objet réfléchissant, le clutter se divise en deux catégories [7,75,82] :

- 1) Clutter de surface telles que la mer, terre, montagnes, glace...etc.
- 2) Clutter de volume tels que pluie, oiseaux, bâtiments, neige ...etc.

Il peut être aussi être classé selon sa fluctuation en :

- 1) Clutter fluctuant tels qu'avion, oiseau, pluie, vagues de mer ...etc.
- 2) Clutter stable qui ne bouge pas tels que le sol, la montagne, ...etc.

Dans la littérature radar, les distributions les plus utilisées pour modéliser les signaux clutter sont :

### **2.5.1 Distribution Rayleigh**

La densité de Rayleigh correspond à certaines données terrestres et marines à des angles d'incidence élevés. C'est un modèle raisonnable pour la plupart des clutter de volume et de précipitations. Elle est la plus classique des lois qui ont été appliquées très tôt dans le radar pour décrire les fluctuations de clutter [2]. La PDF est donnée par l'équation (2.20) L'espérance et la variance sont données, respectivement, par :

$$E[x] = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \quad (2.23)$$

$$Var[x] = \frac{4-\pi}{2} \sigma^2 \quad (2.24)$$

Sa CDF (Cumulative Density Function) est donnée par :

$$F_X(x) = 1 - e^{-(x/\sigma)^2} \quad (2.25)$$

### 2.5.2 Distribution Weibull

La distribution Weibull est utile pour représenter certains clutter de mer et de terre à faibles angles d'incidence. En général, les distributions à deux paramètres donnent une meilleure représentation des données que les distributions à un paramètre [2]. Sa PDF Weibull est donnée par [77] :

$$f_X(x) = \left(\frac{\beta}{\alpha}\right) \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} e^{-(x/\alpha)^\beta}, x \geq 0, \alpha, \beta > 0 \quad (2.26)$$

où  $\alpha$  et  $\beta$  sont, respectivement, les paramètres d'échelle et de forme. Lorsque  $\beta = 2$  la distribution Weibull tend vers une distribution Rayleigh. Notons que la distribution Weibull peut résulter d'une distribution exponentielle en utilisant la transformation suivante [77] :

$$x = \alpha y^{\frac{1}{\beta}} \quad (2.27)$$

où la variable aléatoire  $y$  suit une loi exponentielle. L'espérance et la variance de la loi Weibull sont données, respectivement, par :

$$E[x] = \alpha \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (2.28)$$

$$Var[x] = \alpha^2 \left[ \Gamma\left(1 + \frac{2}{\beta}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \right] \quad (2.29)$$

La CDF est donnée par :

$$F_X(x) = 1 - e^{-(x/\alpha)^\beta} \quad (2.30)$$

### 2.5.3 Distribution log-normale

La loi de la distribution log-normale est donnée par [82] :

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma x} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma}\right)^2\right] ; x > 0, -\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0 \quad (2.31)$$

où  $\ln(\cdot)$  est le logarithme népérien. La variable aléatoire  $\ln(x)$  suit une distribution normale de moyenne  $\mu$  et de variance  $\sigma^2$ .

L'espérance et la variance de la loi log-normale sont données par :

$$E[x] = \exp\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right) \quad (2.32)$$

$$\text{var}[x] = \exp(2\mu + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1) \quad (2.33)$$

Sa CDF est donnée par :

$$F_X(x) = \frac{1}{2} \left( 1 + \text{erf}\left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right) \quad (2.34)$$

#### 2.5.4 Distribution Gumbel

La loi Gumbel est issue de la transformation  $x = \ln(y)$  où  $y$  suit une loi Weibull. Sa PDF est donnée par [83] :

$$f_X(x) = \frac{1}{b} \exp\left[\frac{x-a}{b} - \exp\left(\frac{x-a}{b}\right)\right] ; -\infty < x < +\infty, a, b > 0 \quad (2.35)$$

où  $a$  et  $b$  sont, respectivement, les paramètres de localisation et d'échelle. Ils sont liés aux paramètres de la distribution Weibull tels que  $a = \ln(\alpha)$  et  $b = 1/\beta$ .

L'espérance et la variance sont données respectivement par :

$$E[X] = a + b\gamma \quad (2.36)$$

$$V(X) = \pi^2 b^2 / 6 \quad (2.37)$$

où  $\gamma \approx 0.5772$  est la constante d'Euler. Sa CDF est donnée par :

$$F_X(x) = \exp\left[-\exp\left(\frac{x-a}{b}\right)\right] \quad (2.38)$$

### 2.5.5 Distribution $K$

La distribution  $K$  a été utilisée pour modéliser un clutter de surface assez complexe et un environnement non homogène [84]. La PDF de la loi  $K$  de paramètre de forme  $\nu$  et de paramètre d'échelle  $c$  est donnée par :

$$f_X(x) = \frac{2c}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{cx}{2}\right)^\nu K_{\nu-1}(cx) ; x \geq 0, \nu \geq 0, c \geq 0 \quad (2.39)$$

où  $K_\nu(\cdot)$  est la fonction modifiée de Bessel de second type d'ordre  $\nu$ . Sa CDF est donnée par :

$$F_X(x) = 1 - \frac{(cx)^\nu K_\nu(cx)}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)} \quad (2.40)$$

Les moments d'ordre  $n$  sont donnés par :

$$E[x^n] = \left(\frac{2c}{\nu}\right)^{n/2} \frac{\Gamma(\nu + n/2)}{\Gamma(\nu)} \Gamma\left(1 + \frac{1}{n}\right) \quad (2.41)$$

### 2.5.6 Distribution Pareto type II

La distribution Pareto II est apparue au cours de la dernière décennie dans le traitement du signal radar comme une alternative à la distribution  $K$ . Elle est liée au clutter de mer, ce qui suggère qu'elle peut fournir un meilleur ajustement que d'autres distributions traditionnelles [84, 85]. Sa PDF et sa CDF sont respectivement données par :

$$f_X(x) = \frac{\alpha}{\beta} \left[1 + \frac{x}{\beta}\right]^{-(1+\alpha)} \quad (2.42)$$

$$F_X(x) = 1 - \left[1 + \frac{x}{\beta}\right]^{-\alpha} \quad (2.43)$$

avec  $\alpha > 0$  et  $\beta > 0$  et qui sont les paramètres de forme et d'échelle respectivement.

L'espérance et la variance sont données respectivement par :

$$E[x] = \begin{cases} \frac{\beta}{\alpha - 1}; & \alpha > 1 \\ \text{indéterminée}; & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.44)$$

$$\text{var}[x] = \begin{cases} \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} + \gamma; & \alpha > 2 \\ \infty; & 1 < \alpha < 2 \\ \text{indéterminée}; & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.45)$$

## **2.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts de base des systèmes radar et le principe de la détection CFAR en passant par la théorie de la détection statistique ; à savoir les critères de décision. Nous avons aussi exposé les lois statistiques utilisées dans la modélisation de cibles et de clutter radar. Ainsi, nous nous sommes focalisés sur les lois de distribution non gaussiennes car elles sont les plus utilisées dans la représentation des données collectées par les radars à haute résolution.

# Chapitre 3

## Rappels de quelques détecteurs CFAR en milieux hétérogènes

### Résumé

Dans ce troisième chapitre, nous présentons quelques techniques trouvées dans la littérature radar permettant de réaliser la détection CFAR dans un environnement non homogène. Parmi ces techniques, nous y décrivons celles que nous avons utilisées dans le cinquième chapitre ; à savoir, les détecteurs basés sur la technique de censure automatique ‘forward’, en présence de cibles multiple, le détecteur AEC-log-t-CFAR en présence d’un bord de clutter et le détecteur basé sur l’indice de variabilité VI, en présence d’un bord de clutter ou pour des situations de cibles multiples. Enfin, nous décrivons les techniques d’intégration de plusieurs impulsions et nous donnons un bref aperçu sur d’autres détecteurs CFAR basés sur la logique floue, les ondelettes et les réseaux de neurones.

### Sommaire

- 3.1 Introduction
- 3.2 Censure automatique des interférences
- 3.3 Localisation et censure d’un bord de clutter
- 3.4 Censure bilatérale
- 3.5 Détecteur CFAR basé sur l’indice de variabilité
- 3.6 Intégration de plusieurs impulsions
- 3.7 Autres techniques de détection CFAR
- 3.8 Conclusion

### 3.1 Introduction

Dans l'optique de réaliser de la détection en milieux hétérogènes tout en maintenant la propriété CFAR, plusieurs algorithmes ont été proposés dans la littérature radar tel que [86-108]. Dans ce qui suit, nous décrivons brièvement les algorithmes que nous avons utilisés dans notre thèse.

Les techniques de la détection CFAR sont conçues pour garantir un taux de fausses alarmes constant par rapport au milieu dont la puissance est inconnue et/ou variable. Ceci est accompli par l'estimation de la puissance du clutter à partir des cellules de référence. Si une partie de ces cellules contient des échos provenant de cibles interférentes identiques à la cible primaire, ou d'un environnement adjacent à l'environnement où le radar opère, ces cellules deviennent non pertinentes et la censure est justifiée pour permettre au processus de détection de se concentrer sur des régions stables du clutter tout en ignorant les cellules qui ne se rapportent pas aux statistiques du clutter. Mais comme l'information sur les paramètres du signal échoïque, de l'environnement et du nombre des interférences éventuelles, est inconnue *à priori*, alors nous devons faire recours à la censure automatique.

### 3.2 Censure automatique des interférences

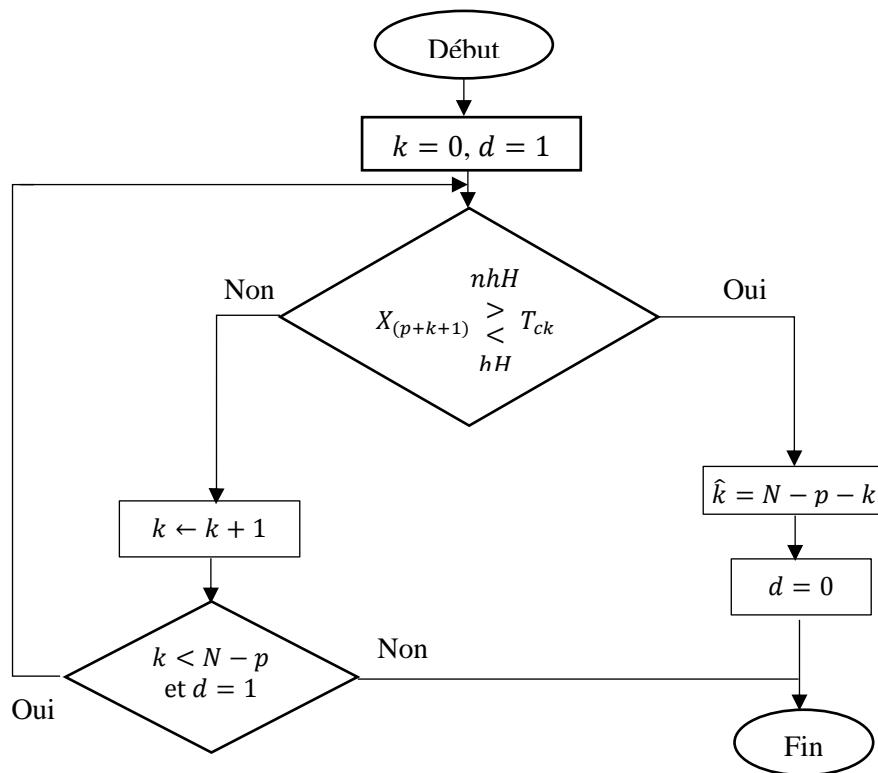
Dans un environnement gaussien, Barkat et *al.* [86] ont proposé le détecteur GCMLD-CFAR (Generalized Censored Mean Level Detector-CFAR) qui utilise une procédure itérative pour censurer un nombre inconnu d'interférences présentes dans la fenêtre de référence. Himonas et Barkat [23] ont proposé et étudié la censure automatique pour les environnements non homogènes en introduisant un critère global pour accepter ou rejeter des échantillons de référence. Dans [38], Himonas a proposé le détecteur ACGO-CFAR (Automatic Censoring GO-CFAR), dans lequel un critère dit « cellule par cellule » est utilisé pour censurer les cellules indésirables. Dans [39], Farrouki et Barkat ont suggéré le détecteur ACCA-ODV (Automatic Censoring Cell Averaging Ordered Data Variability-CFAR) qui utilise l'algorithme itératif ODV ; lequel estime le nombre d'échantillons ordonnés à censurer.

Almarshad et *al.* [59,60] ont considéré, respectivement, le détecteur F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector-CFAR) et le détecteur

F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censored Ordered-Statistic-CFAR) pour des situations de cibles multiples dans un environnement log-normal.

Dans notre travail de recherche, la phase de censure adopte l’algorithme ‘en avant’ (Forward). D’une manière générale, cette procédure de censure commence d’abord par classer en ordre croissant d’amplitude ou de puissance les échantillons de référence pour aboutir à :

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(N)} \tag{3.1}$$



**Figure 3.1** Organigramme de l’algorithme de censure

Ensuite, une comparaison de l’échantillon  $X_{(p+k+1)}, k = 0, \dots, N - p - 1$  au seuil adaptatif  $T_{ck}$  est effectuée. La décision est prise selon le test statistique suivant :

$$X_{(p+k+1)} \underset{hH}{\overset{nhH}{>}} T_{ck} \tag{3.2}$$

Donc, à partir du nombre de cellules de référence  $N$ , du nombre d'échantillons homogènes  $p = 2N/3$ ,  $P_{fc}$  (Probabilité de Fausse Censure) et paramètre de seuil de censure précalculé  $T_{ck}$ ,  $k = 0, 1, \dots, N - p$ , nous pouvons exécuter l'organigramme de la Figure. 3.1 pour estimer le nombre d'échantillons indésirables  $\hat{k}$  à censurer

### 3.3 Localisation et censure d'un bord de clutter

La détection des transitions de puissance joue un rôle essentiel dans le post-traitement des signaux radar. C'est toujours un grand défi d'extraire toutes les caractéristiques du clutter et de supprimer les cellules indésirables.

Dans [87], une méthode hybride basée sur la transformation en ondelettes est proposée et conçue en combinant deux détecteurs de bords, l'un est un détecteur de bords CFAR polarimétrique amélioré IP-CFAR (Improved Polarimetric), et l'autre est un détecteur basé sur le gradient pondéré ou WG (Weighted Gradient). Zaimbashi [88], pour un environnement exponentiel, a proposé de détecter la position d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence via une technique basée sur le rapport de vraisemblance généralisé ou GLR et est appelée détecteur GBCED-CFAR (GLR-Based Clutter-Edge Detection-CFAR). En se basant sur la technique d'intégration binaire, Chabbi et Laroussi [89] ont proposé et analysé, pour un environnement Weibull, les performances du détecteur ACWH-CFCAR (Automatic Censoring Weber-Haykin-CFAR). Puis, dans [90], les auteurs ont appliqué le même processus pour un environnement log-normal. Pour un environnement Weibull, Pourmottaghi et *al.*[63] ont proposé une technique de localisation automatique d'un bord de clutter dite AEC-log-t-CFAR qui, contrairement aux techniques de censure suscitées, ne repose pas sur la  $P_{fc}$ . Dans leur étude, ils supposent que la probabilité d'avoir plus d'un bord de clutter est très faible. Après la censure d'échantillons indésirables, cette technique utilise le seuil log-t pour la phase de décision.

Ce détecteur de bord de clutter commence par diviser la fenêtre de référence  $X$  en deux parties, à savoir,  $S = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$  et  $R = \{X_{m+1}, X_{m+2}, \dots, X_N\}$  de longueurs variables  $m$  et  $N - m$ , respectivement, tel que  $m = 1, \dots, N - 2$ . La localisation du bord de clutter est obtenue en estimant la valeur de la position du bord comme suit :

$$\hat{M} = \operatorname{argmin}_m(f(m)) \quad (3.3)$$

où

$$f(m) = \begin{cases} N \log(std(X)) - 2 \log(N); & m = 1 \\ m \log(std(S)) + (N - m) \log(std(R)); & 2 \leq m \leq N - 2 \end{cases} \quad (3.4)$$

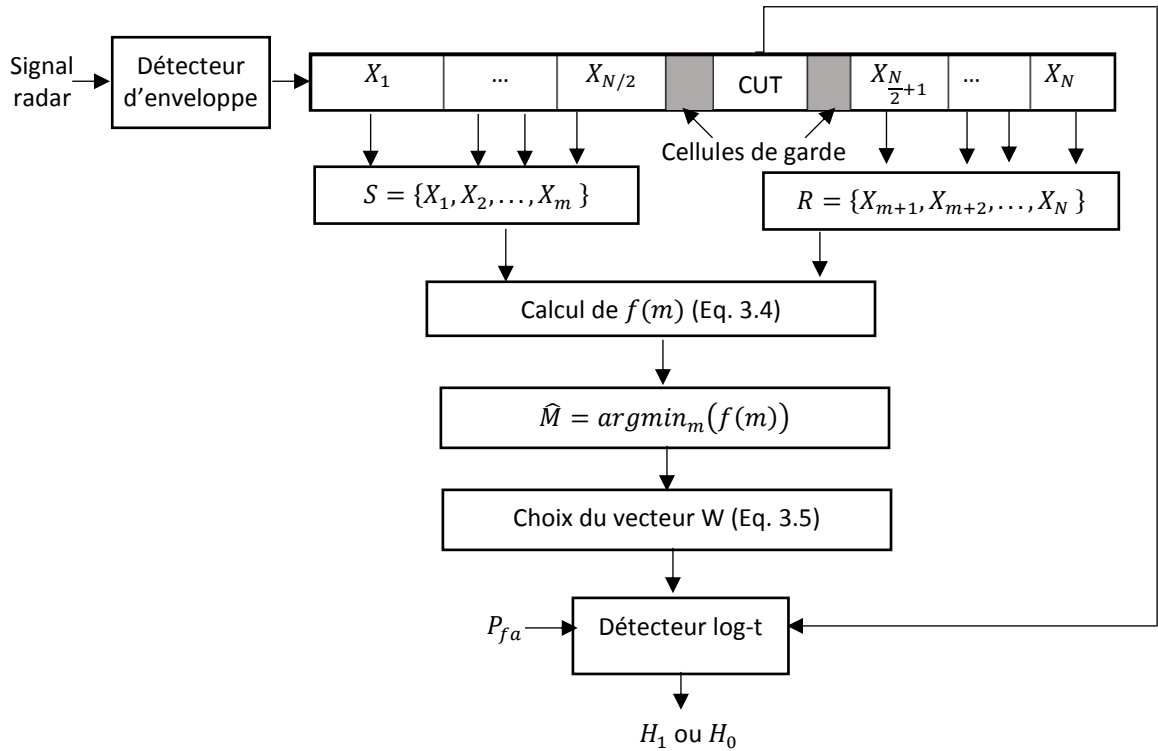


Figure 3.2 Organigramme de l'algorithme AEC-log-t-CFAR.

Le vecteur  $W$  des cellules de référence utilisé pour estimer le seuil de détection est choisi en fonction de la position du CUT par rapport à la position du bord de clutter, à savoir :

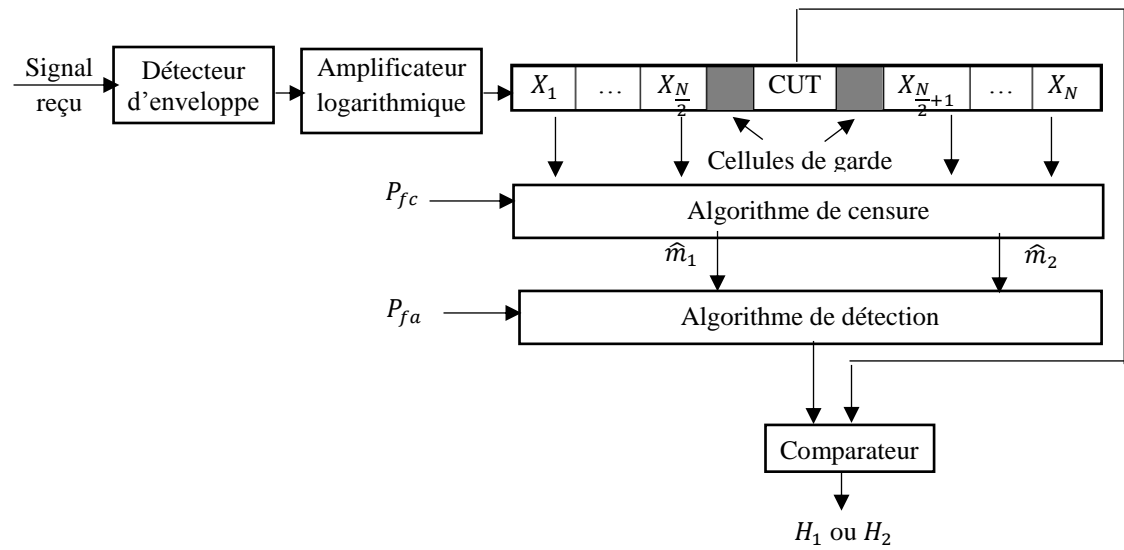
$$W = \begin{cases} X; & \text{Si } \hat{M} = 0, 1 \text{ ou } N - 1 \\ S_{\hat{M}}; & \text{Si } \hat{M} \geq \frac{N}{2} + 1 \\ R_{\hat{M}}; & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (3.5)$$

### 3.4 Censure bilatérale

Dans le cas où l'environnement subit une transition de puissance et une situation de cibles multiple, il y a lieu de réaliser une censure bilatérale. Zaimbashi et Norouzi [91] ont proposé un détecteur appelé Automatic Dual Censoring and Cell-Averaging-CFAR (ADCCA-CFAR). Le nouveau détecteur utilise une fonction d'appartenance floue basée

sur des statistiques ordonnées et un double seuillage pour déterminer et censurer les cellules indésirables dans un environnement Rayleigh.

Chabbi et *al.* [64], ont proposé le processeur DACBLU-CFCAR. Dans ce détecteur, les algorithmes de censure et de détection utilisent le même seuil linéaire biparamétrique basé sur les estimateurs BLUE des échantillons Gumbel, obtenus après le passage des échantillons Weibull par un amplificateur logarithmique.



**Figure 3.3** Organigramme simplifié de l'algorithme DACBLU.

L'algorithme de censure commence par ordonner les cellules de références puis procède à la localisation du bord de clutter et l'estimation du nombre de cibles interférentes. Après la censure des plus petits  $\hat{m}_1$  échantillons et des plus grands  $\hat{m}_2$  échantillons indésirables. L'algorithme de détection utilise les  $N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2$  échantillons restants pour décider de la présence ou non de la cible d'intérêt. Soit donc

$$X_{\hat{m}_1+1} < X_{\hat{m}_1+2} < \dots < X_{N-\hat{m}_2} \quad (3.6)$$

tel que,

$$0 \leq \hat{m}_1 \leq \frac{N}{2} - 1 \quad \& \quad 0 \leq \hat{m}_2 \leq \frac{N}{2} \quad (3.7)$$

Il a été montré qu'après un bon calibrage de la  $P_{fc}$  en milieu homogène, le processeur DACBLU-CFCAR exhibe quasiment les mêmes performances de détection en milieu hétérogène que le détecteur BLU-CFAR.

### 3.5 Détecteur CFAR basé sur l'indice de variabilité

Dans [18], Smith et Varshney ont proposé un détecteur intelligent à taux de fausses alarmes constant (CFAR) en milieu gaussien. Ce détecteur utilise une approche composite basée sur les détecteurs CA-, SO- et GO-CFAR. Les échantillons de la fenêtre de référence sont utilisés pour calculer une statistique de second ordre appelée indice de variabilité (VI) et le rapport des moyennes MR (Mean Ratio) des deux sous-fenêtres en amont et en aval de la CUT. Sur la base de ces statistiques, le processeur VI-CFAR commute dynamiquement vers l'un des détecteurs de la famille CA-CFAR. Ils ont montré que ce processeur offre des performances à faible  $CFAR_{Loss}$  dans un environnement homogène, et fonctionne de manière robuste dans des environnements non homogènes en présence de plusieurs cibles ou bord de clutter.

Toujours en milieu gaussien, Farrouki et Barkat [39] ont proposé le détecteur ACCA-CFAR basé sur la variabilité des données ordonnées ODV pour des environnements non homogènes. Le détecteur proposé ne nécessite aucune information préalable sur l'environnement et utilise la statistique VI comme paramètre de forme pour rejeter ou accepter les échantillons indésirables. Les performances du détecteur proposé évaluées dans divers environnements montrent que le détecteur ACCA-ODV agit comme le détecteur CA-CFAR en milieu homogène et fonctionne de manière robuste dans des environnements non homogènes.

Selon [92], lorsque le détecteur VI-CFAR est utilisé dans un milieu Weibull, le taux de fausses alarmes augmente considérablement. C'est pourquoi, les auteurs proposent un détecteur CFAR robuste basé sur le VI pour un milieu Weibull, appelé le RWVI-CFAR (Robust Weibull VI) avec un paramètre de forme connu à *priori*. Ce détecteur est basé sur l'algorithme AOCML (Automatic Outlier Censoring Maximum Likelihood) pour censurer les échantillons indésirables dans des situations de cibles multiple. Dans un même contexte, dans [93], les auteurs proposent le détecteur SVI-CFAR (Switching VI) pour améliorer les performances de détection du détecteur VI-CFAR en présence de cibles multiples.

Comme le VI n'est pas fiable dans le cas d'une distribution Pareto type I de paramètre d'échelle inconnu [94], Mehanaoui et *al.* [65] ont proposé l'indice de Pietra ou PI comme une alternative au VI. Pour ce faire, ils ont proposé la modification des tests statistiques d'homogénéité des cellules de référence.

Dans ce qui suit, nous résumons le fonctionnement du détecteur VI-CFAR. Pour ce faire, la fenêtre de référence est divisée en deux sous fenêtres en amont et en aval de la CUT, soient  $W_A$  et  $W_B$ , respectivement. La décision de l'homogénéité de l'environnement est basée sur deux statistiques qui sont l'indice de variabilité VI et le rapport des moyennes MR des deux sous-fenêtres, et les probabilités d'erreur  $\alpha_0$  et  $\beta_0$ . Rappelons que la statistique VI est donnée par [18] :

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{\bar{x}^2} \quad (3.8)$$

où les  $x_i$ s sont les échantillons dans les cellules de référence et  $\bar{x}$  est la moyenne de ces échantillons. La statistique VI est comparée à un seuil  $K_{VI}$  pour décider si le milieu est variable ou non.

$$\begin{cases} VI \leq K_{VI} \Rightarrow \text{Milieu homogène} \\ VI > K_{VI} \Rightarrow \text{Milieu non homogène} \end{cases} \quad (3.9)$$

Le seuil  $K_{VI}$  est défini en fonction de la valeur de la probabilité d'erreur  $\alpha_0$  comme suit :

$$\alpha_0 = P[VI > K_{VI} | \text{Milieu homogène}] \quad (3.10)$$

La statistique MR est le rapport entre les moyennes des cellules de référence des deux sous-fenêtres en amont et en aval de la CUT. Elle est donnée par :

$$MR = \frac{\bar{W}_A}{\bar{W}_B} = \frac{\sum_{i \in A} x_i}{\sum_{j \in B} x_j} \quad (3.11)$$

La statistique MR est une mesure permettant de savoir si oui ou non, les moyennes des deux demi-fenêtres de référence  $\bar{W}_A$  et  $\bar{W}_B$  sont identiques. Le détecteur VI prend une décision en comparant la statistique MR au seuil  $K_{MR}$ , défini par :

$$\begin{cases} K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR} \Rightarrow \text{Mêmes moyennes} \\ K_{MR}^{-1} > MR \text{ ou } MR > K_{MR} \Rightarrow \text{Moyennes différentes} \end{cases} \quad (3.12)$$

Le seuil  $K_{MR}$  est défini en fonction de la probabilité  $\beta_0$  donnée par :

$$\beta_0 = 1 - P[(K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR}) | \text{Milieu homogène}] \quad (3.13)$$

Comme cela est indiqué dans le Tableau 3.1, selon les valeurs de VI et MR, le détecteur VI-CFAR commute vers l'un des détecteurs CA-, GO- ou SO-CFAR.

**Tableau 3.1**

Fonctionnement du détecteur VI-CFAR

$W_A$ variable ?	$W_B$ variable ?	Mêmes moyennes	Puissance estimée	Détecteur utilisé
Non	Non	Oui	$(\overline{W}_A + \overline{W}_B)/2$	CA-CFAR
Non	Non	Non	$Max(\overline{W}_A, \overline{W}_B)$	GO-CFAR
Oui	Non	-	$\overline{W}_B$	CA-CFAR
Non	Oui	-	$\overline{W}_A$	CA-CFAR
Oui	Oui	-	$Min(\overline{W}_A, \overline{W}_B)$	SO-CFAR

### 3.6 Intégration de plusieurs impulsions

L'intégration de plusieurs signaux échoïques fait l'objet d'une attention croissante dans la littérature radar. Pour certaines applications, le traitement d'un seul écho radar peut conduire à des performances de détection insuffisantes. L'idée de traiter indépendamment les impulsions reçues, pour produire des décisions préliminaires dans les systèmes CFAR distribués, a d'abord été suggérée dans [38,95].

Les techniques d'intégration peuvent être cohérentes ou non-cohérentes. Si le détecteur est capable d'exploiter pleinement la phase de la cible, il est dit cohérent, et la décision est dite basée sur l'intégration cohérente de M impulsions. Dans le cas contraire où le détecteur n'a pas d'information sur la phase de la cible, comme pour une cible dont la phase varie aléatoirement, le processus est dit non cohérent et la décision de détection est dite basée sur l'intégration non cohérente de M impulsions. En d'autres termes, la cohérence fait référence à la capacité du radar à mesurer (extraire) avec précision la phase du signal reçu. La plupart des radars utilisent la technique d'intégration non cohérente [7,78].

### 3.6.1 Intégration conventionnelle

Comme le montre la Figure 3.4, l'approche conventionnelle [23,38,96] accumule de manière non cohérente les  $M$  impulsions, obtenant ainsi une fenêtre de référence unique à partir de laquelle un seuil est calculé et comparé à la cellule la CUT pour décider si une cible est présente ou non.

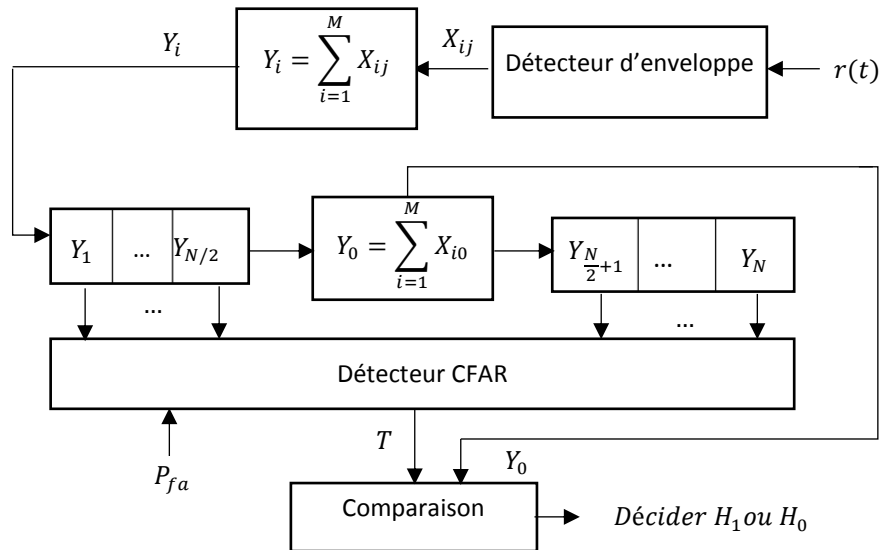


Figure 3.4 Technique d'intégration non cohérente conventionnelle.

### 3.6.2 Intégration non conventionnelle

Dans cette technique d'intégration non conventionnelle [23,38,96], illustrée à la Figure 3.5, les échantillons de référence issus d'impulsions individuels sont traités séparément par un détecteur mono-impulsion. Ainsi, le seuil global est obtenu en sommant les seuils individuels.

### 3.6.3 Intégration binaire

La détection binaire est une approche non-cohérente qui emploie la technique de deux seuils de détection. Elle est connue sous d'autres noms, telles que la détection L-parmi-M, et détection à double seuil [2]. Dans un premier temps, une décision préliminaire est prise pour chaque écho réfléchi. Ensuite, une seconde décision est alors prise sur l'ensemble des décisions préliminaires. Le principe de cette méthode est décrit dans la Figure 3.6. A partir de  $M$  observations indépendantes, chaque écho d'impulsion est traité séparément. Ensuite, les décisions binaires  $U_i, i = 1, \dots, M$  sont intégrées selon une règle de décision L-parmi-M pour obtenir la décision finale. La valeur de  $L$  est incluse

dans l'intervalle  $[1, M]$ , où  $L = 1$  et  $L = M$  correspondent, respectivement, aux règles booléennes de fusion « OU » et « ET » [45,97,98].

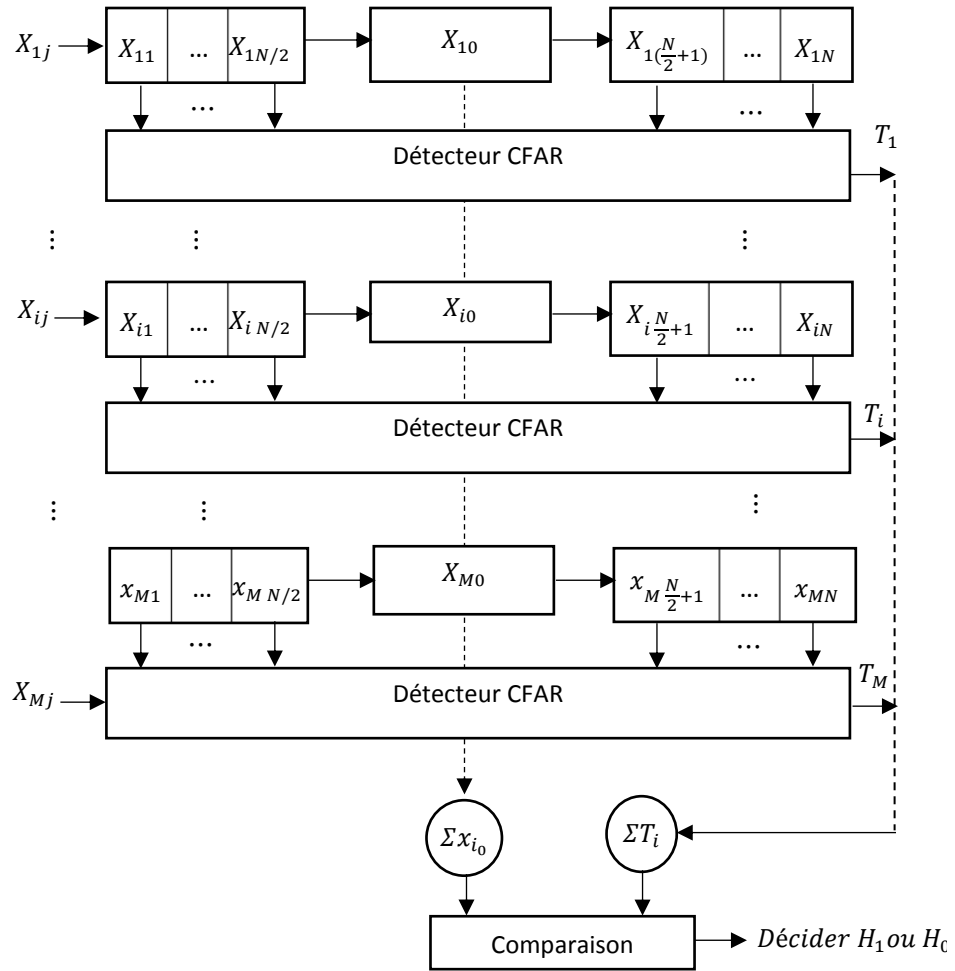
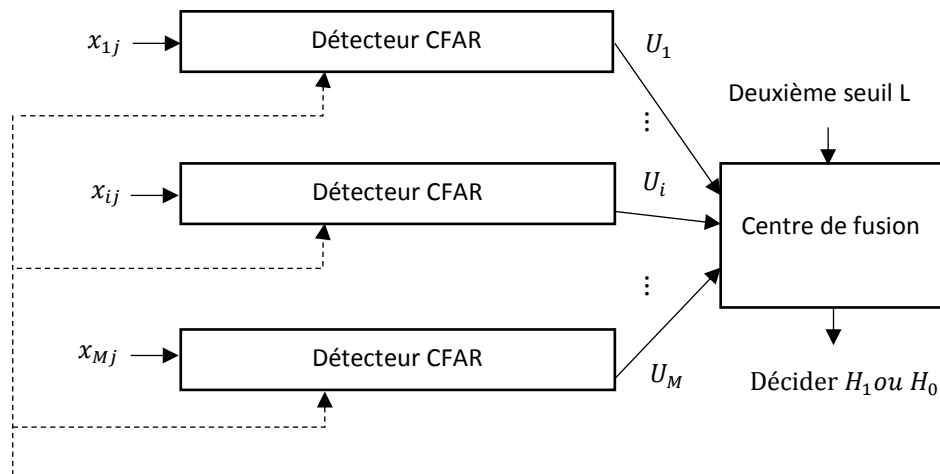


Figure 3.5 Technique d'intégration non cohérente non conventionnelle.



$P_{fa}$

Figure 3.6 Technique d'intégration non cohérente binaire.

## 3.7 Autres techniques de détection CFAR

### 3.7.1 Transformation en ondelettes

La transformation en ondelettes ou WT (Wavelet Transform) figure parmi les techniques non paramétriques utilisées dans la détection CFAR. Dans [99], une technique innovante en deux étapes pour la détection de navires est appliquée aux images radar à synthèse d'ouverture ou SAR (Synthetic Aperture Radar). Cette technique est basée sur l'utilisation conjointe de la transformée discrète en ondelettes bidimensionnelle ou 2D-DWT (Two Dimensional Discrete WT) d'un détecteur CFAR. Dans [100], les auteurs proposent une nouvelle stratégie de détection CFAR basée sur la transformée en ondelettes continue ou CWT (Continuous WT). Cette stratégie est basée sur les caractéristiques des impulsions courtes dans les sons des animaux marins et les caractéristiques de la haute résolution temporelle de la transformée ondelettes. Dans [101], les auteurs ont montré l'intérêt des ondelettes dans la réduction du bruit et l'amélioration des performances des détecteurs CA-, GO- et SO-CFAR combinés à un processeur de prétraitement du signal échoïque utilisant la transformée en ondelettes pour la réduction du bruit.

### 3.7.2 Logique floue

Si aucune connaissance *à priori* sur l'environnement n'est disponible, des techniques non paramétriques doivent être utilisées. Parmi ces techniques, les estimateurs basés sur les réseaux de neurones et les systèmes flous [102].

La fusion floue (Fuzzy Fusion) a été introduite initialement par Leung et *al.* [103] où le seuil binaire (0 ou 1) est remplacé par un seuil flou continu sur l'intervalle  $[0, 1]$ . Ce seuil, représente le degré d'appartenance à la classe « présence » ou « absence » de la cible.

Dans [97, 98], Hammoudi et Soltani ont analysé les détecteurs distribués CA-CFAR et OS-CFAR en utilisant des règles de fusion floues et un centre de fusion pour un clutter Rayleigh. Dans le même contexte, Meziani et Soltani [104] ont analysé les performances des détecteurs distribués FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR avec un centre de fusion de données floue en présence d'un clutter homogène de distribution Pearson. Le système de détection est formé par  $L$  détecteurs CFAR flous, utilisant les règles de fusion 'Maximum', 'Minimum', 'Somme algébrique' et 'Produit algébrique' au centre de fusion des données. Dans [105], les auteurs ont conçu un nouveau processeur

CFAR à architecture distribuée, basé sur la logique floue et l'algorithme ODV. Pour améliorer les performances de la détection dans des milieux Weibull homogènes et non homogènes pour les radars MIMO (Multiple Input Multiple Output), les auteurs dans [106] ont analysé les détecteurs FCA- (Fuzzy CA-), FGO- (Fuzzy GO-) et FSO-CFAR (Fuzzy SO-CFAR) qui résultent de l'association des détecteurs classiques à niveau moyen avec la logique floue.

### **3.7.3 Réseaux de neurones**

Dans [107], Mata-Moya *et al.* ont abordé la technique de détection dite MLP-CFAR (Multi Layer Perceptron-CFAR) basée sur un réseau neuronal pour adapter le seuil de détection dans une architecture améliorée basée sur le test du rapport de vraisemblance généralisé ou GLR. Par la suite, pour un clutter Weibull, Mezache et Soltani [108] ont développé une approche efficace basée sur un système d'inférence neuro-flou CFAR adaptatif. Ainsi, des seuils optimaux du détecteur ML-CFAR dans un clutter Weibull avec un paramètre de forme inconnu ont été obtenus à l'aide de la technique des réseaux de neurones flous ou FNN (Fuzzy Neural Network).

## **3.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques techniques permettant de réaliser la détection CFAR dans un environnement non homogène ; i.e., en présence de plusieurs cibles et/ou d'un bord de clutter. Nous avons aussi décrit les principaux détecteurs CFAR que nous utiliserons dans les deux prochains chapitres ; à savoir, les techniques d'intégration non cohérente de  $M$  impulsions, les détecteurs basés sur la technique censure automatique 'forward', en présence de cibles multiple, le détecteur AEC-log-t-CFAR en présence d'un bord de clutter et le détecteur basé sur l'indice de variabilité VI en présence de l'une ou l'autre hétérogénéité.

# Chapitre 4

## Techniques d'intégration non cohérente multi-impulsions

### Résumé

Dans ce quatrième chapitre, nous procédons à l'application des techniques d'intégration non cohérente pour des milieux non gaussiens Weibull et log-normal. Ces techniques sont utilisées principalement avec les détecteur WH-CFAR et log-t-CFAR. Nous présentons les résultats de simulations pour différents types d'hétérogénéité et nous montrons l'efficacité de la détection en multi-impulsions.

### Sommaire

4.1 Introduction

4.2 Analyse des détecteurs WHCIT-CFAR et WHBIT-CFAR

4.3 Analyse des détecteurs log-t-CIT-CFAR, log-t-NCIT-CFAR et log-t-BIT-CFAR

4.4 Analyse du détecteur ACWH-BIT-CFAR dans des clutter Weibull et log-normal

4.5 Conclusion

## 4.1 Introduction

Dans l'optique d'améliorer la probabilité de détection des détecteurs mon impulsion dans des milieux non gaussiens tels que ceux de Weibull et log-normal, nous pouvons avoir recours à des processus de détection multi impulsions. Le problème du temps de calcul qu'exigent les techniques décrites au chapitre précédent ne se pose pas grâce à la nouvelle génération de processeurs numériques très puissants. Dans ce chapitre, nous exposons quelques applications des techniques d'intégration non cohérente appliquées aux détecteurs WH-CFAR et log-t-CFAR pour des clutters homogènes et hétérogènes.

## 4.2 Analyse des détecteurs WHCIT-CFAR et WHBIT-CFAR

Pour des milieux Weibull et log-normal, nous analysons les résultats de l'application des méthodes d'intégration non cohérente conventionnelle et binaire, i.e., CIT (Conventional Integration Technique) et BIT (Binary Integration Technique), décrites par les Figures 3.4 et 3.6 respectivement. Notons que compte tenu du fait que la technique d'intégration non conventionnelle, i.e., NCIT (Non-Conventional Integration Technique) ne soit pas CFAR, elle n'est pas prise en considération dans cette section [51,109].

Commençons d'abord par rappeler que le seuil de détection du détecteur WH-CFAR [55] est donné par :

$$T = x_{(i)}^\gamma x_{(j)}^{1-\gamma} \quad (4.1)$$

où  $\gamma$  est un coefficient qui permet de maintenir la  $P_{fa}$  égale à la valeur de consigne. Dans un environnement homogène, les valeurs appropriées de  $i$  et  $j$  sont  $i = 1$  et  $j = N$ . En présence de  $k$  cibles interférentes,  $i = 1$  et  $j = N - k$ . Lorsque la fenêtre de référence traverse un bord de clutter,  $i = l + 1$  et  $j = N$ ,  $l$  représente le nombre de cellules immergées dans le clutter. Enfin, quand les deux hétérogénéités sont concomitamment présentes,  $i = l + 1$  et  $j = N - k$ .

Dans ce qui suit, nous analysons les performances de détection des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR pour des clutters Weibull et log-normal homogènes et non homogènes. Pour des besoins de simulations, nous considérons que les probabilités de détection simulées du détecteur WHBIT-CFAR sont celles inhérentes à la décision 2 parmi  $M = 4$ , pour un clutter Weibull et 3 parmi  $M = 4$  pour un clutter log-normal. Notons que ces choix proviennent du fait qu'ils induisent les meilleures performances de

détection. Aussi, les simulations de MC sont effectuées avec  $N = 16$  cellules de référence IID issues d'une distribution Weibull dont la PDF est donnée par l'équation (2.26) ou d'une distribution log-normale dont la PDF est donnée par l'équation (2.31), la  $P_{fa}$  de consigne est  $10^{-4}$  et le nombre d'impulsions est  $M = 4$ . Le Tableau 4.1 montre les valeurs du seuil de détection des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR à censure fixe dans des clutter Weibull et log-normal, dans les cas mono-impulsion et multi-impulsions.

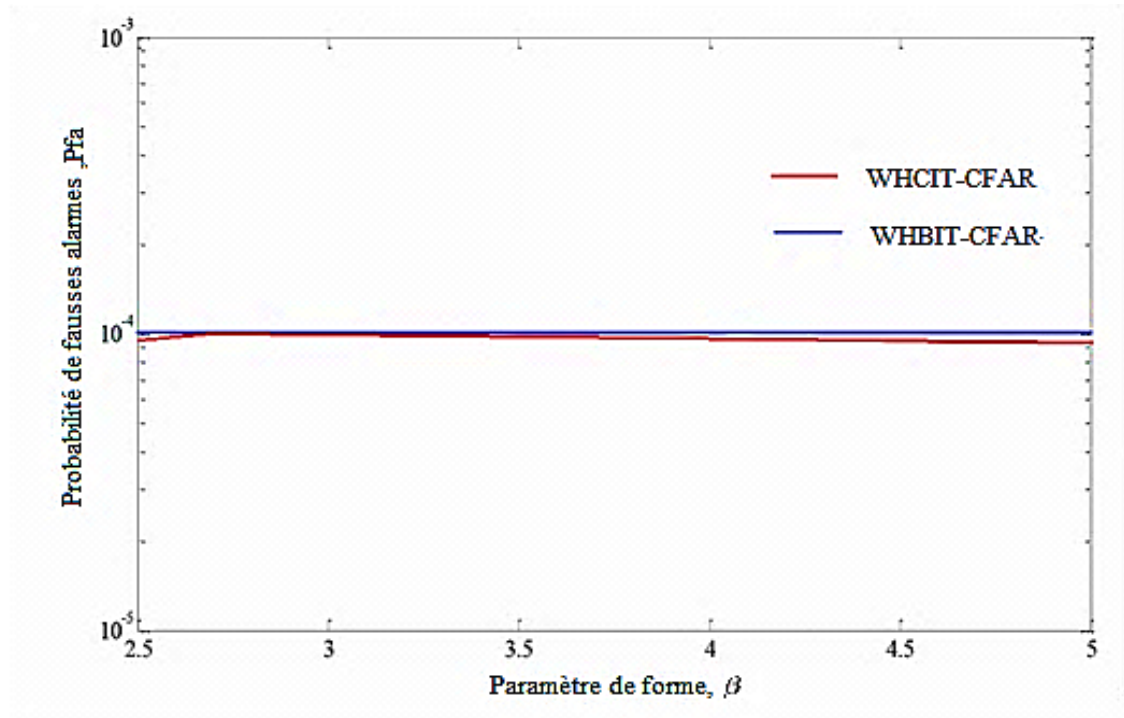
**Tableau 4.1**

Coefficient du seuil de détection des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR dans des clutter Weibull et log-normal, de paramètres de forme et d'échelle  $(\alpha, \beta) = (1, 3)$  et  $(\mu, \sigma) = (0.9, 0.355)$ , respectivement, pour  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

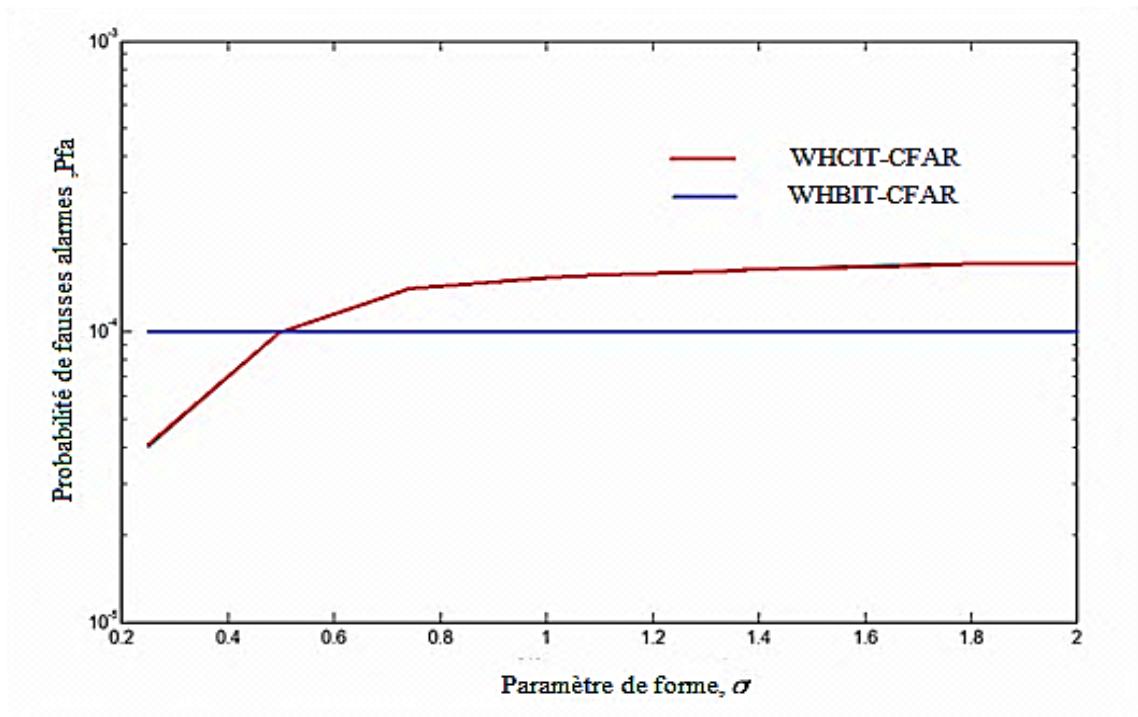
Nombre de cellules dans le bord de clutter	Nombre de cibles interférentes	Weibull		Log-normal	
		WHCIT-CFAR	WHBIT-CFAR (2 parmi 4)	WHCIT-CFAR	WHBIT-CFAR (3 parmi 4)
0	0	-0.7380	-0.2164	-1.0390	-0.117
0	2	-1.2260	-0.4499	-1.8800	-0.4082
8	0	-2.7740	-1.000	-3.5500	-0.2822
8	2	-8.7000	-2.6350	-10.3982	-1.4930

**4.2.1 Analyse de la propriété CFAR**

Avant de tester les performances de détection des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR, nous devons d'abord vérifier leur caractère CFAR. Pour ce faire, la Figure 4.1 montre les courbes de régulation de la  $P_{fa}$  de ces deux détecteurs en fonction du paramètre de forme. Ainsi, à travers la Figure 4.1a, nous pouvons constater que pour un clutter Weibull, à mesure que la valeur du paramètre de forme  $\beta$  s'éloigne de la valeur  $\beta = 3$ , la  $P_{fa}$  atteint une valeur constante pour l'intégration binaire. Par ailleurs, bien que la  $P_{fa}$  du détecteur WHCIT-CFAR s'écarte de la valeur de la  $P_{fa}$  de consigne à mesure que la valeur de  $\beta$  augmente, il en demeure pas moins qu'elle soit dans l'intervalle  $[0.93 \cdot 10^{-4}, 1.03 \cdot 10^{-4}]$  ; ce qui dénote également le caractère CFAR de ce détecteur



(a)



(b)

**Figure 4.1** Régulation de la  $P_{fa}$  en fonction du paramètre de forme des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR, pour  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.

De même, pour un clutter log-normal, la Figure 4.1b montre qu'à mesure que la vraie valeur du paramètre de forme  $\sigma$  s'éloigne de la valeur  $\sigma = 0.5$ , la  $P_{fa}$  du détecteur WHBIT-CFAR demeure constante. Par ailleurs, bien que la  $P_{fa}$  du détecteur WHCIT-CFAR s'écarte de celle de consigne, à mesure que la valeur de  $\sigma$  augmente, celle-ci reste constante autour de la valeur  $1.2 \cdot 10^{-4}$  ; ce qui dénote également le caractère CFAR de ce détecteur.

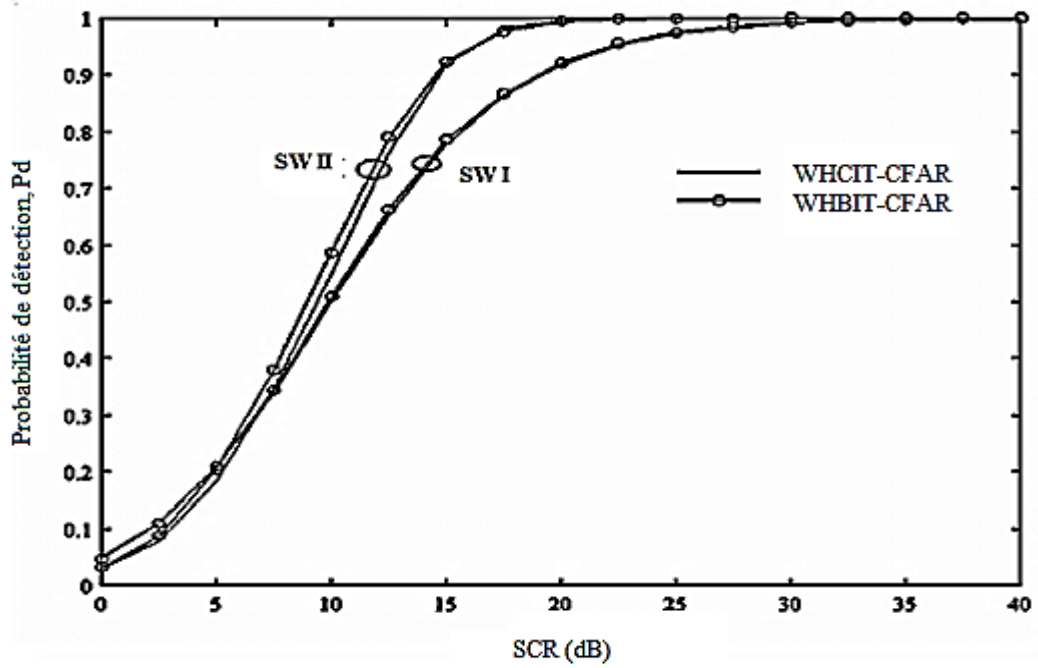
#### 4.2.2 Clutter homogène

Pour des cibles de types Swerling I et II dont la PDF est donnée par l'équation (2.20), la Figure 4.2a montre, pour un milieu Weibull homogène, la  $P_d$  en fonction du SCR (Signal-to-Clutter Ratio) des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR. Nous remarquons que les détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR induisent approximativement les mêmes performances de détection. De plus, pour de faibles valeurs du SCR ( $SCR < 5dB$ ), les cibles de type Swerling I sont plus détectables que celles de type Swerling II.

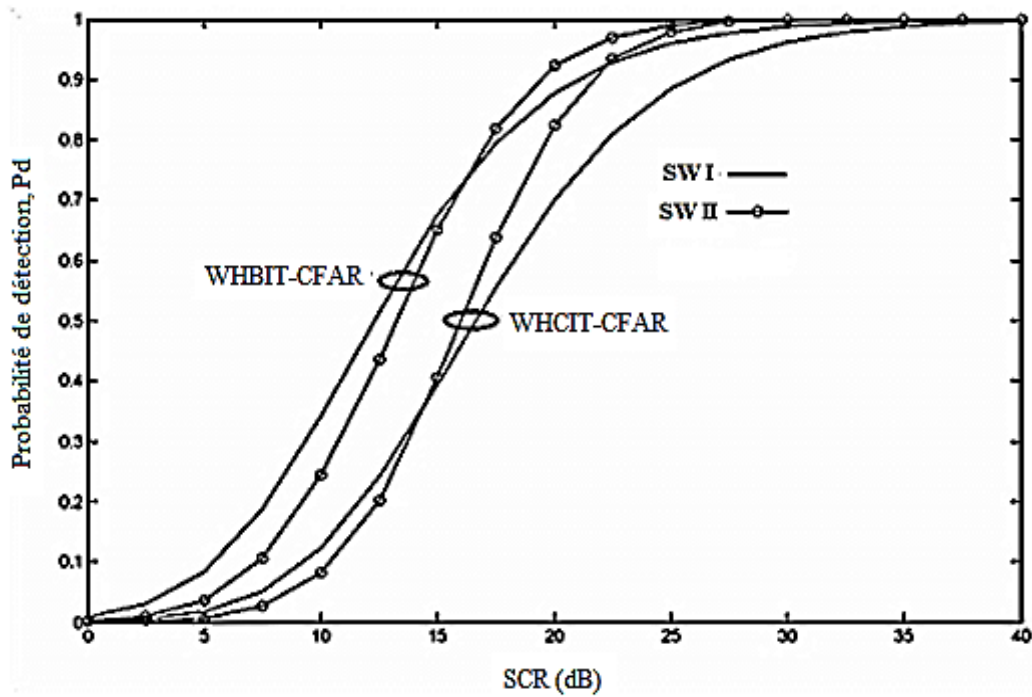
Néanmoins, pour des valeurs plus élevées du SCR ( $SCR \geq 5dB$ ), ces dernières deviennent plus détectables que les premières. De même, la Figure 4.2 b montre la  $P_d$  en fonction du SCR pour un clutter log-normal homogène pour des cibles Swerling I et II. Tout d'abord, nous notons que la technique BIT surpasse la CIT. De plus, comme le cas précédent, pour de faibles valeurs du SCR ( $SCR < 15dB$ ), les cibles Swerling I sont plus détectables que celles de type Swerling II. Cependant, pour des valeurs plus élevées du SCR ( $SCR > 15 dB$ ), ces dernières deviennent plus détectables que les premières.

#### 4.2.3 Situation de cibles multiples

Nous montrons dans la Figure 4.3, la  $P_d$  en fonction du SCR dans le cas où deux cibles interférentes sont présentes dans la fenêtre de référence. La Figure 4.3a révèle que la BIT est plus sensible à la présence de cibles interférentes que la CIT pour un clutter Weibull. Par contre, selon la Figure 4.3b, la CIT est plus sensible à la présence de cibles interférentes que la BIT pour un clutter log-normal.

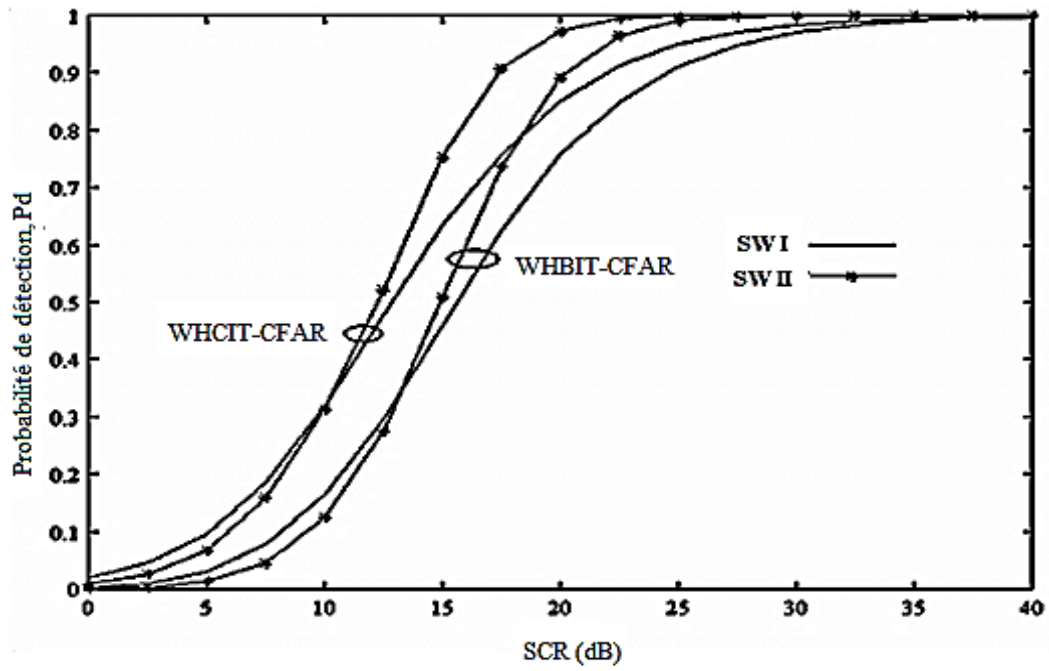


(a)

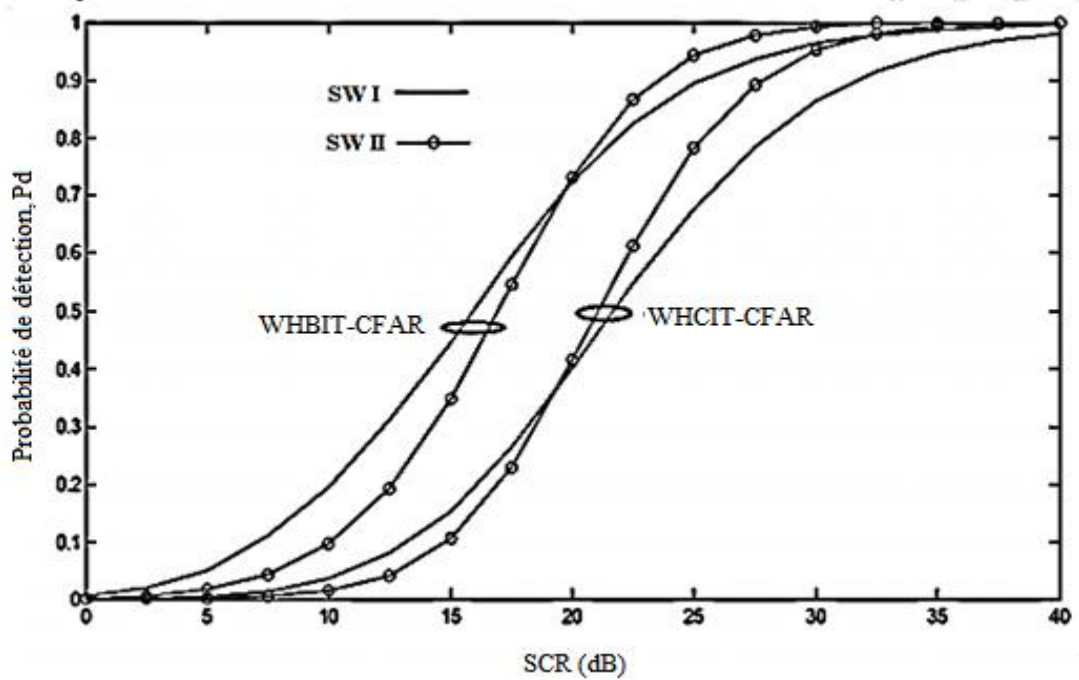


(b)

**Figure 4.2**  $P_d$  simulées en fonction du SCR pour un clutter homogène des détecteurs WHBIT-CFAR et WHCIT-CFAR, pour  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$  ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.



(a)



(b)

Figure 4.3  $P_d$  simulées en fonction du SCR en présence de deux interférences pour  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.

#### 4.2.4 Situation de bord de clutter

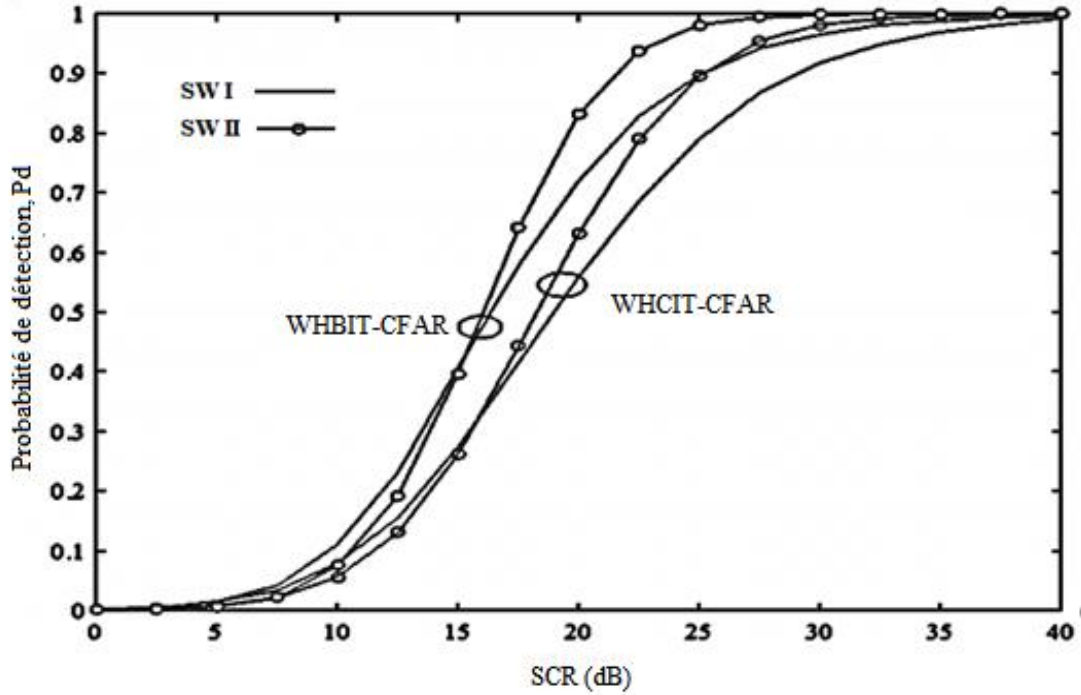
Pour les mêmes conditions de simulations que précédemment, mais cette fois-ci, en l'absence de cibles interférentes et pour une fenêtre de référence traversant un bord de clutter (cellules 9 à 16 et CUT dans le clutter de haute puissance), nous illustrons dans la Figure 4.4 la  $P_d$  en fonction du SCR pour  $CCR = 15dB$ .

Le détecteur WHCIT-CFAR est plus sensible aux transitions de puissance du clutter que le détecteur WHBIT-CFAR pour un clutter Weibull. La même remarque peut être faite pour un clutter log-normal où le détecteur WHCIT-CFAR connaît une forte dégradation de la  $P_d$  par rapport au clutter homogène.

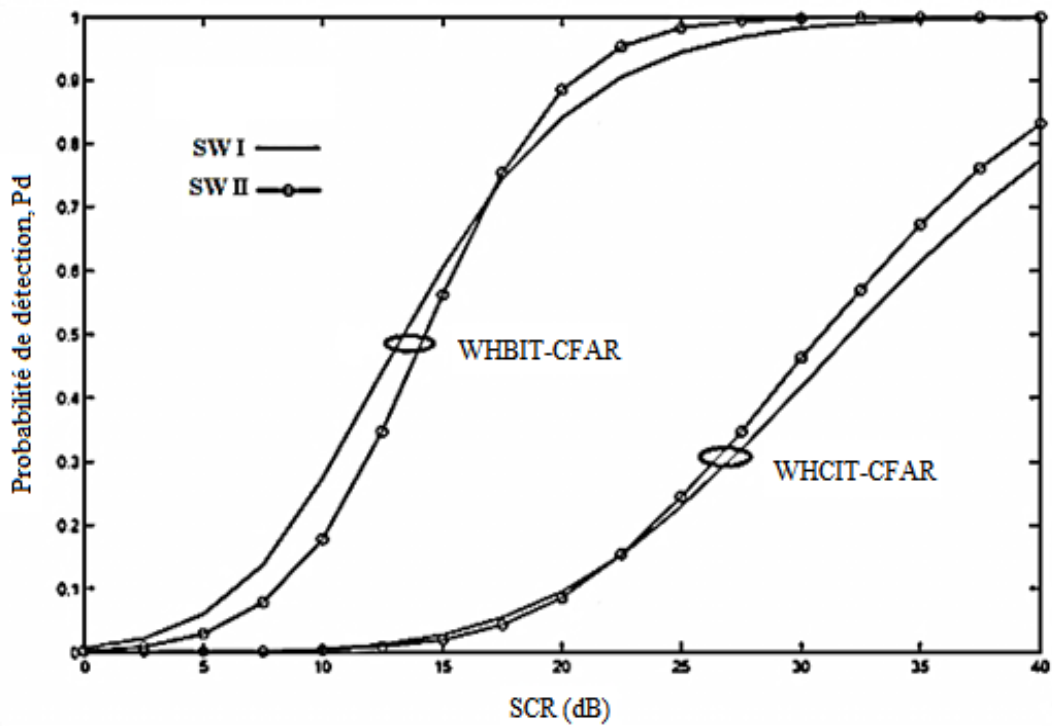
#### 4.2.5 Situation des deux types d'hétérogénéité

La Figures 4.5 illustre la  $P_d$  en fonction du SCR dans le cas où deux interférences sont présentes pour  $ICR=SCR$  et d'une fenêtre de référence traversant un bord de clutter (cellules 9 à 16 et CUT dans le clutter de haute puissance) à  $CCR = 15dB$ . Il est clair que, pour les deux types de clutter, le détecteur WHCIT-CFAR est très vulnérable à la présence des deux hétérogénéités tandis que le détecteur WHBIT-CFAR y montre une meilleure résilience.

Par conséquent, nous pouvons conclure que pour cette première application qui concerne le détecteur WH-CFAR, les résultats de simulations de MC ont montré que la technique BIT surpasse la technique CIT lorsque le clutter est homogène et lorsque les deux hétérogénéités sont présentes de manière concomitante, et ce aussi bien pour le cas Weibull que celui log-normal. De plus, le caractère CFAR exact présenté par le détecteur WHBIT-CFAR fait de la technique BIT une technique intéressante qui peut être utilisée dans la censure automatique lorsque le nombre de cibles interférentes est inconnu *à priori*.

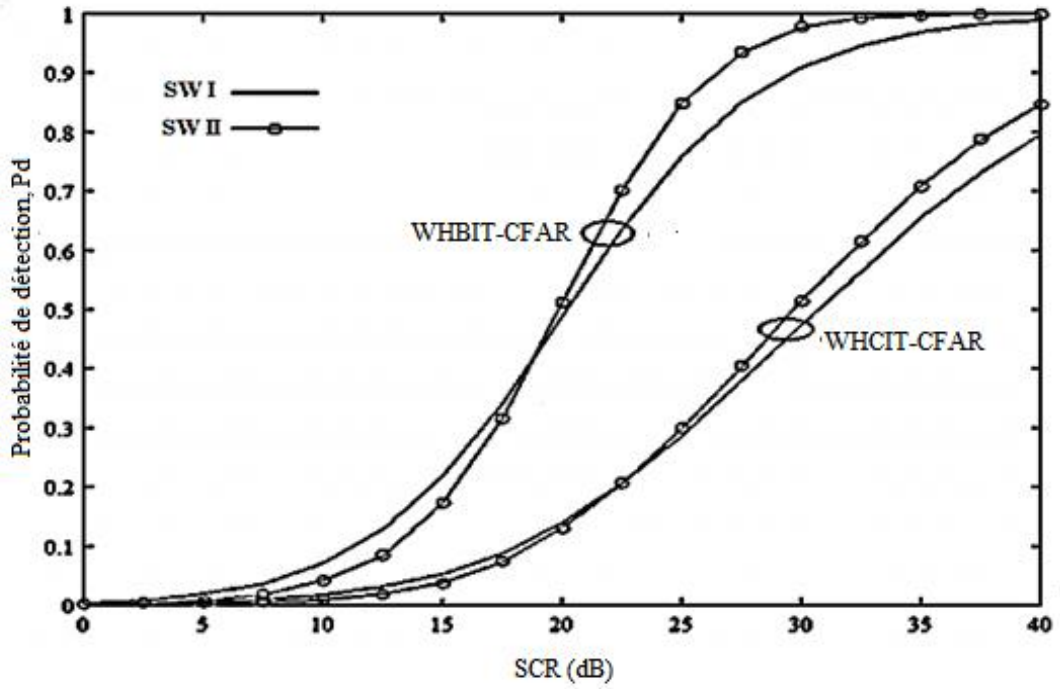


(a)

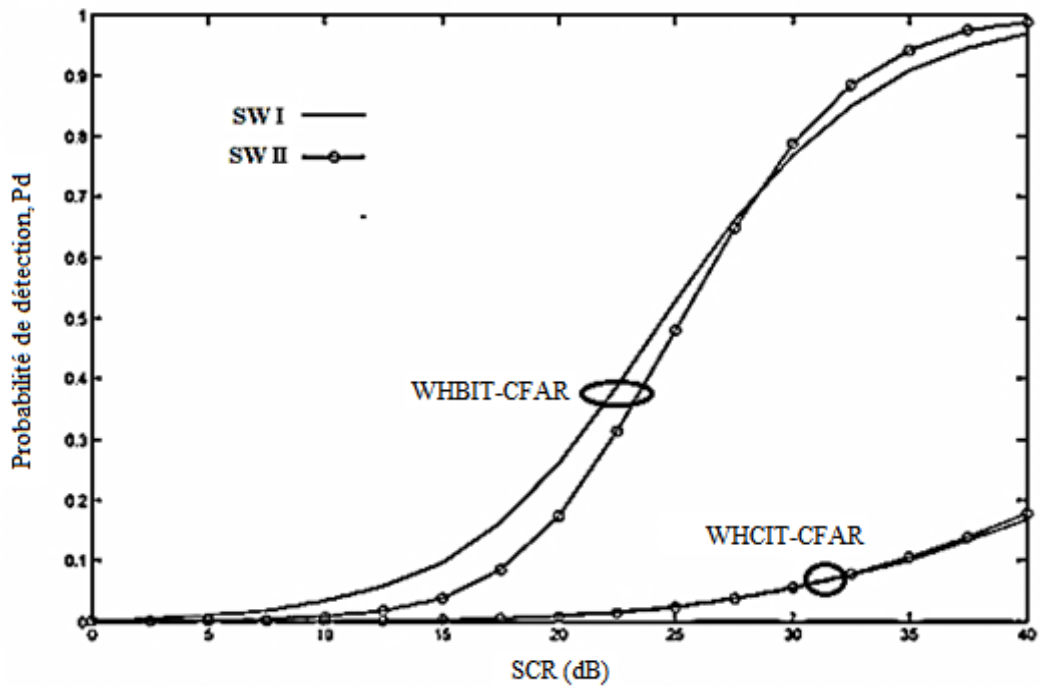


(b)

**Figure 4.4**  $P_d$  simulées en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter (Cellules de 9 à 16 dans le clutter de haute puissance) à  $R = 15dB$ ,  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$  ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.



(a)



(b)

**Figure 4.5**  $P_d$  simulées en fonction de SCR en présence d'un bord de clutter (Cellules de 9 à 16 dans le clutter) et de deux cibles interférentes, pour  $ICR = SCR$ ,  $CCR = 15 \text{ dB}$ ,  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ ; (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.

### 4.3 Analyse des détecteurs log-t-CIT-CFAR, log-t-NCIT-CFAR et log-t-BIT-CFAR

Toujours avec quatre impulsions radar ( $M = 4$ ), nous proposons d'évaluer les performances de détection des techniques CIT, NCIT et BIT associées au détecteur log-t-CFAR, i.e., les détecteurs log-t-CIT-, log-t-NCIT- et log-t-BIT-CFAR dans un clutter Weibull avec un paramètre de forme  $\beta = 3$ , une taille de fenêtre de référence  $N = 16$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$  et ce pour différents scénarios [53]. Rappelons que la statistique  $t$ , construite par Goldstein [54], est donnée par :

$$t = \frac{X_0 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( X_i - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j \right)^2}} \quad (4.2)$$

où  $X_0$  est la CUT. Le test d'hypothèses binaires est alors donné par :

$$\begin{matrix} H_1 \\ t \geq \tau_{\log-t} \\ H_0 \end{matrix} \quad (4.3)$$

Une cible est déclarée présente si  $t$  dépasse le seuil précalculé  $\tau_{\log-t}$  selon la  $P_{fa}$  de consigne. Les expressions de la  $P_{fa}$  et de la  $P_d$  sont données par :

$$P_{fa} = P(t > \tau_{\log-t} | H_0) \quad (4.4)$$

$$P_d = P(t > \tau_{\log-t} | H_1) \quad (4.5)$$

**Tableau 4.2**

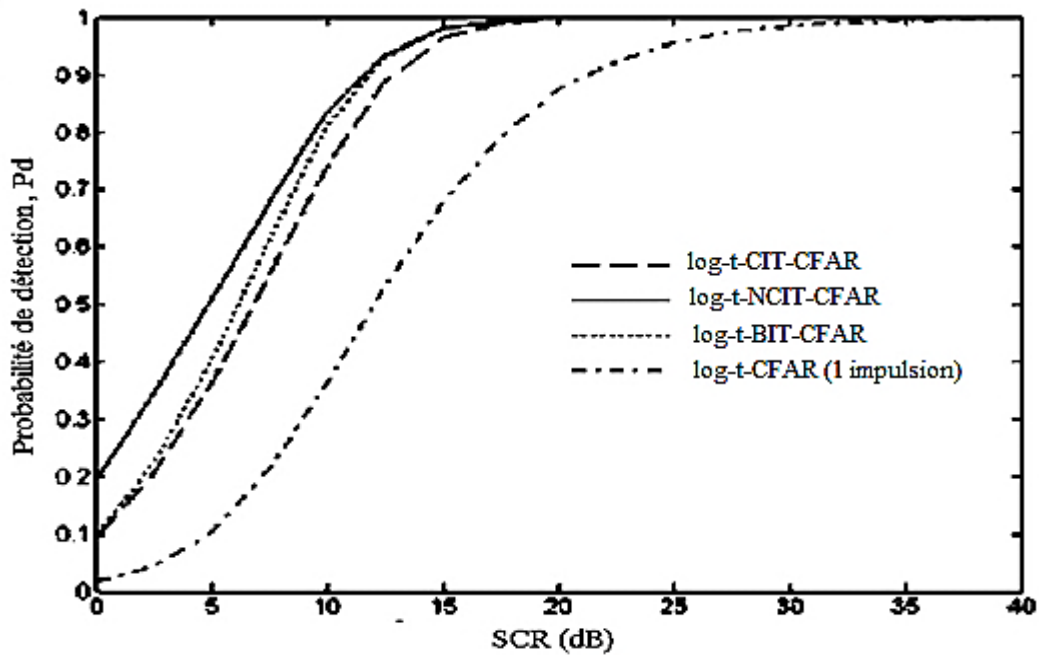
Coefficient du seuil de détection des détecteurs log-t-NCIT-CFAR, log-t-CIT-CFAR et log-t-BIT-CFAR dans un clutter Weibull de paramètres de forme et d'échelle  $(\alpha, \beta) = (1, 3)$ , pour  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$

$P_{fa}$	log-t-NCIT-CFAR	log-t-CIT-CFAR	log-t-BIT-CFAR (2 parmi 4)
$10^{-3}$	5.625	3.226	1.960
$10^{-4}$	6.811	4.023	2.306

Pour montrer l'efficacité du traitement non cohérent de plusieurs impulsions, nous avons mené plusieurs expériences pour un clutter Weibull homogène et hétérogène. Le Tableau 4.2 montre les valeurs du coefficient du seuil de détection associées à chacun des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT-CFAR proposés.

### 4.3.1 Cas homogène

Pour une cible de type Swerling II, la Figure 4.6 illustre la  $P_d$  simulée des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT-CFAR pour un clutter Weibull homogène. Il est clair que les trois détecteurs induisent de meilleures performances de détection que le détecteur mono-impulsion correspondant. En revanche, à faible SCR ( $SCR < 15$  dB), le détecteur log-t-NCIT-CFAR surpasse à la fois les détecteurs log-t-BIT-CFAR et log-t-CIT-CFAR. Cependant, pour des SCR élevés ( $SCR > 15$  dB), les trois détecteurs présentent des performances de détection similaires.

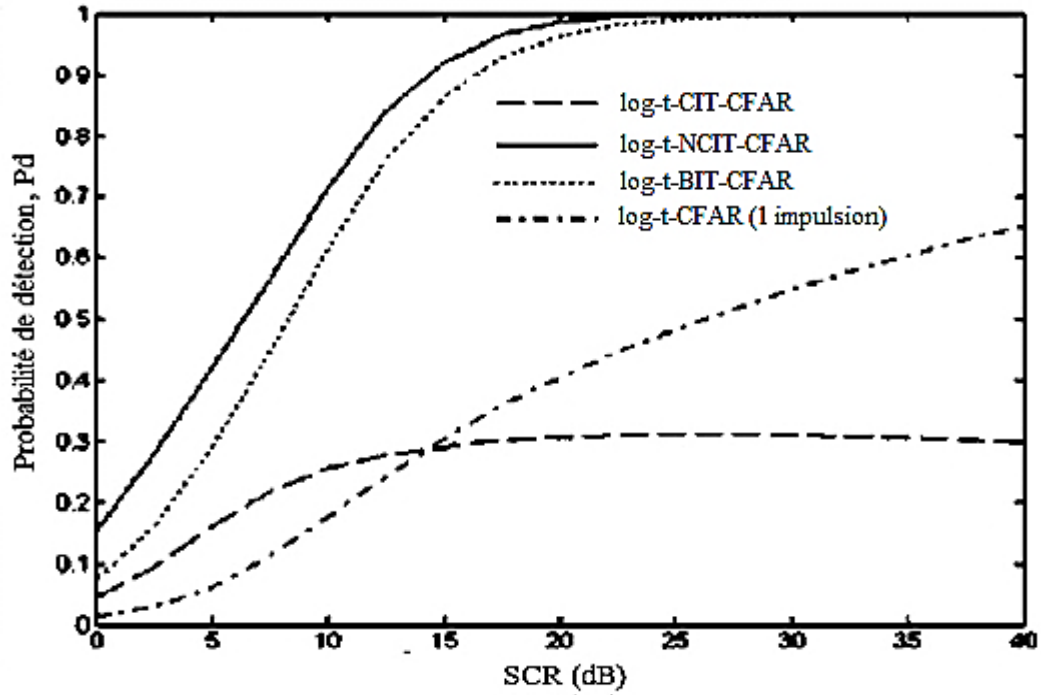


**Figure 4.6**  $P_d$  simulée en fonction de SCR des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT- et log-t-CFAR dans clutter Weibull homogène, pour  $(\alpha, \beta) = (1, 3)$ ,  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

### 4.3.2 Présence de cibles interférentes

Toujours pour les mêmes conditions de simulations que précédemment, nous reportons sur la Figure 4.7, la  $P_d$  des trois détecteurs proposés pour un clutter Weibull hétérogène. Celle-ci montre les performances de détection de ces détecteurs en fonction du SCR en

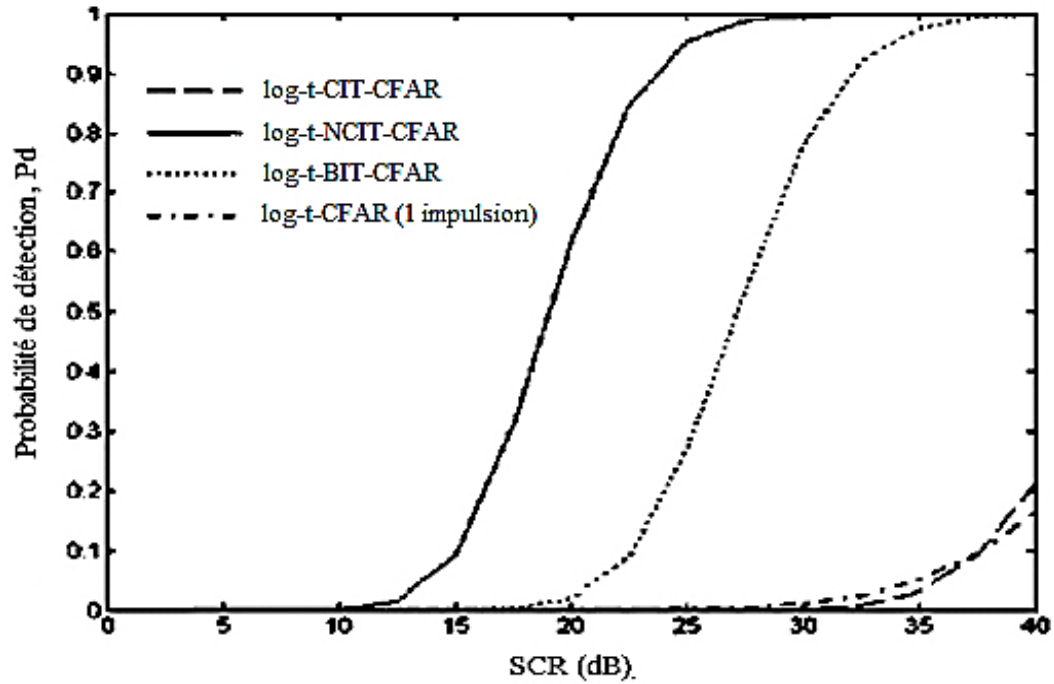
présence d'une cible interférente pour  $ICR = SCR$ . Ici, les performances du détecteur mono-impulsion et celles du  $\log$ -t-CIT-CFAR se dégradent considérablement. Néanmoins, les détecteurs  $\log$ -t-NCIT-CFAR et  $\log$ -t-BIT-CFAR sont résilients à la présence de la cible interférente. Par ailleurs, nous remarquons que ce dernier est plus sensible à la présence de la cible interférente que le premier.



**Figure 4.7**  $P_d$  simulée en fonction de SCR des détecteurs  $\log$ -t-NCIT-,  $\log$ -t-CIT- et  $\log$ -t-BIT- et  $\log$ -t-CFAR en présence d'une cible interférente, pour  $ICR=SCR$ ,  $(\alpha, \beta) = (1, 3)$ ,  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

### 4.3.3 Présence d'un bord de clutter

La Figure 4.8 montre les performances de détection des trois détecteurs en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter pour  $CCR = 15$  dB. Dans ce cas, la fenêtre de référence traverse un bord de clutter à travers les cellules 9 à 16 et la CUT dans le clutter de haute puissance. Nous remarquons que malgré la diminution drastique de la  $P_d$  de tous les détecteurs, le détecteur  $\log$ -t-NCIT-CFAR demeure le meilleur. Enfin, les détecteurs  $\log$ -t-CFAR mono-impulsion et  $\log$ -t-CIT-CFAR sont clairement très vulnérables aux transitions de puissance du clutter.



**Figure 4.8**  $P_d$  simulée en fonction de SCR des détecteurs log-t-NCIT-, log-t-CIT- et log-t-BIT- et log-t-CFAR en présence d'un bord de clutter (Cellules de 9 à 16 et CUT dans le clutter de haute puissance) à  $CCR= 15$  dB,  $N = 16$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

Après que nous avons analysé et comparé les trois techniques d'intégration non cohérentes pour le détecteur log-t-CFAR pour un clutter Weibull homogène et hétérogène. Indépendamment des hétérogénéités, nous pouvons dire que la NCIT donne les meilleures performances de détection.

#### 4.4 Analyse du détecteur ACWH-BIT-CFAR dans des clutter Weibull et log-normal

Dans la détection automatique radar, nous devons faire face à des statistiques inconnues du clutter et à un nombre inconnu de cibles interférentes pouvant être présentes dans la fenêtre de référence. Pour cela, le recours à des techniques de censure automatique devient une nécessité. Dans cette section, nous analysons le détecteur ACWHBIT-CFAR (Automatic Censoring WHBIT-CFAR) issu de la combinaison de la technique de censure automatique décrite au Chapitre 3, le détecteur WH-CFAR et la technique d'intégration binaire BIT et ce dans deux clutter non-gaussiens Weibull et log-normal. Pour évaluer les performances de censure et de détection du détecteur ACWHBIT-CFAR, nous analysons aussi les performances du détecteur ACWH-CFAR à une impulsion [52,112].

En utilisant quatre impulsions radar ( $M = 4$ ) pour le détecteur ACWHBIT-CFAR et  $P_{fa} = 10^{-4}$ , nous évaluons les performances de censure et de détection des détecteurs proposés dans des clutter Weibull et log-normal. Nous supposons la présence d'un nombre  $m$  inconnu de cibles interférentes dans la fenêtre de référence ayant le même ICR tel que  $0 \leq m \leq N - p$ ;  $m = 0$  correspond au cas homogène et  $p$  le nombre de cellules de la population initiale supposée homogène. La règle de fusion binaire utilisée pour un clutter log-normal est fixée à 3 parmi  $M = 4$  dans les étapes de censure et de détection tandis qu'elle est fixée à 2 parmi  $M = 4$  pour un clutter Weibull.

**4.4.1 Probabilité de sous-censure**

En présence de cibles multiples, l'application de la censure automatique peut conduire soit à une sous-censure avec une probabilité dite probabilité de sous-censure (Probability of Under Censoring,  $P_u$ ), soit même à une sur-censure avec une probabilité dite probabilité de sur-censure (Probability of Over Censoring,  $P_o$ ) [110]. Ces deux probabilités s'expriment comme suit :

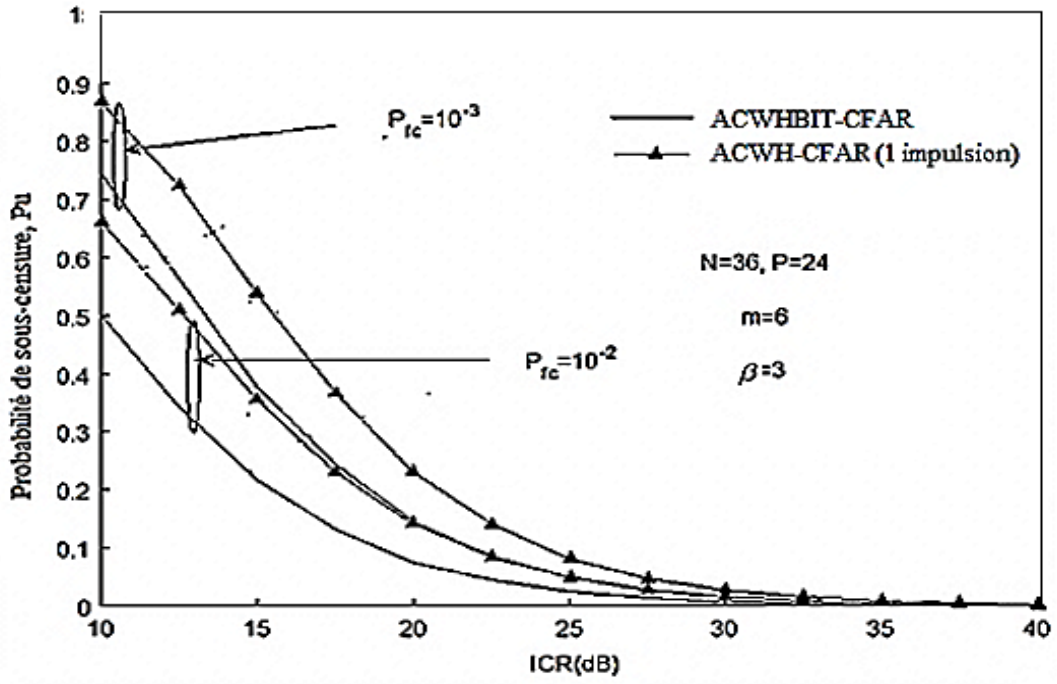
$$P_u = P \{k < m\} \tag{4.6}$$

$$P_o = P \{k \geq m\} \tag{4.7}$$

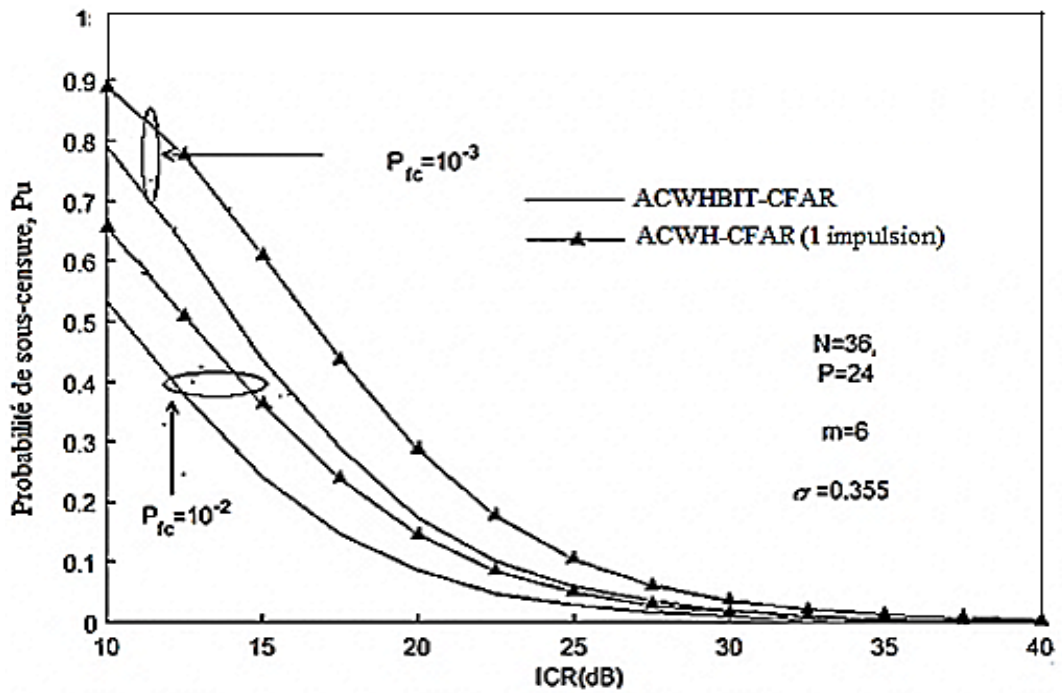
La sous-censure implique que certaines cellules de référence contaminées par les échos de cibles interférentes ne sont pas rejetées. C'est pourquoi il est important d'évaluer la  $P_u$ . Ainsi, la Figure 4.9 montre la variation de  $P_u$  en fonction de ICR avec  $N = 36$ ,  $p = 24$  et  $m = 6$  cibles interférentes pour  $P_{fc}=10^{-2}$  et  $10^{-3}$ . Nous pouvons voir que  $P_u$  diminue lorsque ICR augmente. Nous pouvons également noter que  $P_u$  diminue aussi lorsque la  $P_{fc}$  augmente, et que sa valeur la plus faible est obtenue par le traitement multi-impulsions.

**4.4.2 Clutter homogène**

La Figure 4.10 illustre la  $P_d$  en fonction du SCR pour  $M = 4$ ,  $P_{fc} = 10^{-2}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$  pour deux valeurs du couple  $(N, p) = (36, 24)$  et  $(16, 12)$ . Notons d'abord que le détecteur ACWHBIT-CFAR est plus performant que le détecteur ACWH-CFAR. Ensuite, à mesure que le nombre de cellules de référence augmente, la probabilité de détection augmente.

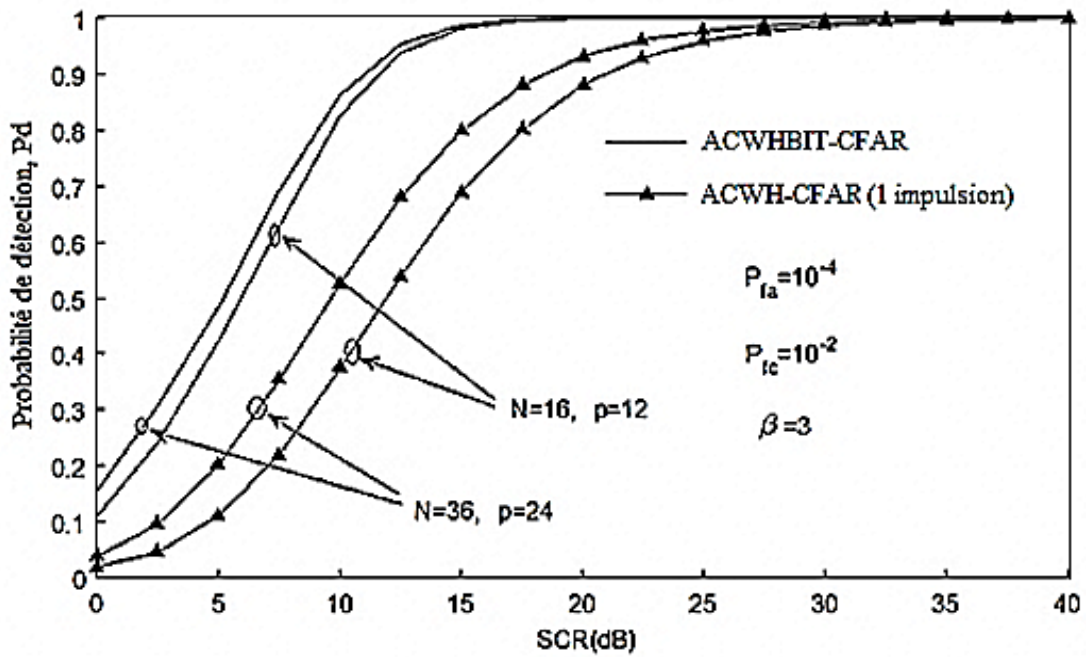


(a)

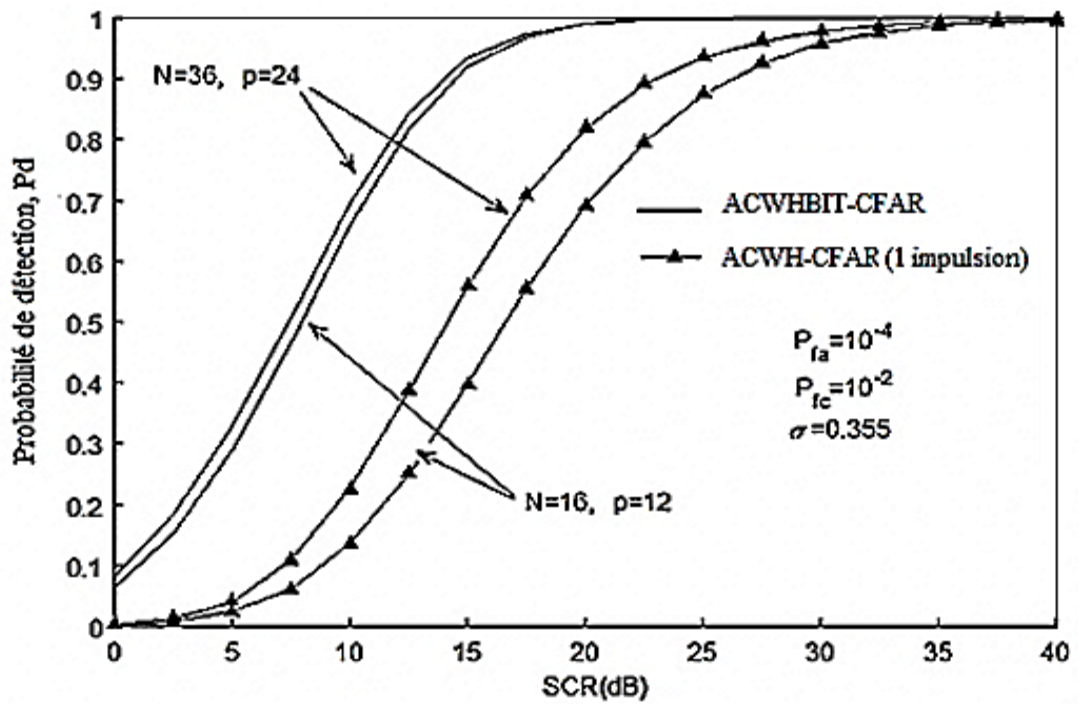


(b)

Figure 4.9  $P_u$  simulée en fonction de ICR des détecteurs ACWHBIT-CFAR et ACWH-CFAR en présence d'une cible interférente ;  $P_{fc}$  comme paramètre, pour  $N = 36$  ,  $p = 24$ ,  $M = 4$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ . (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.

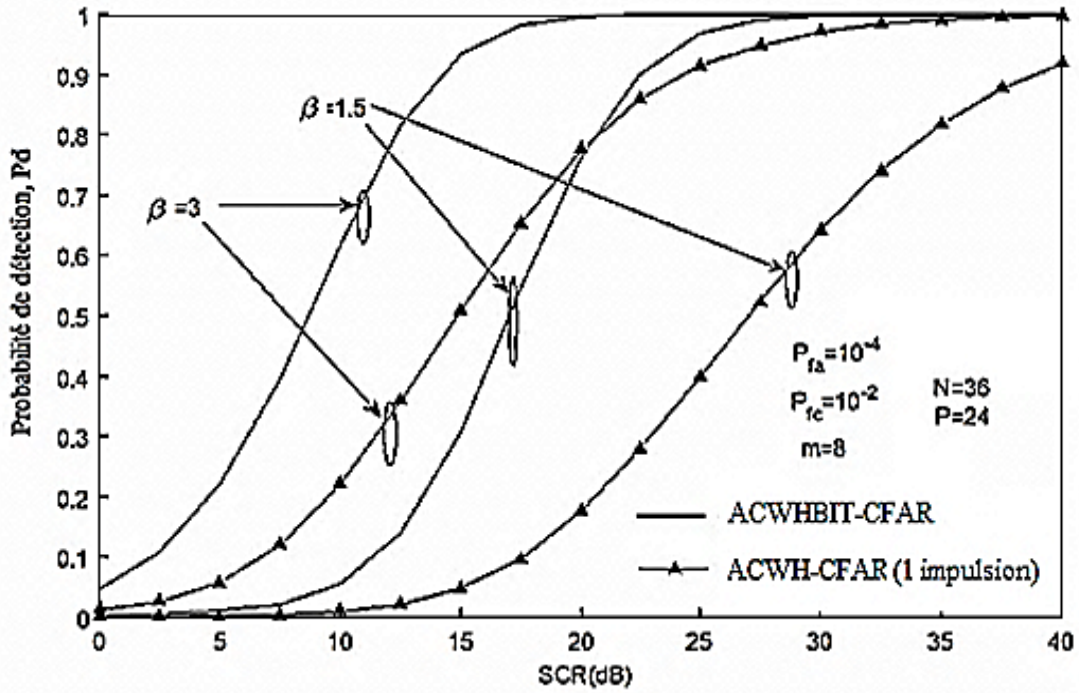


(a)

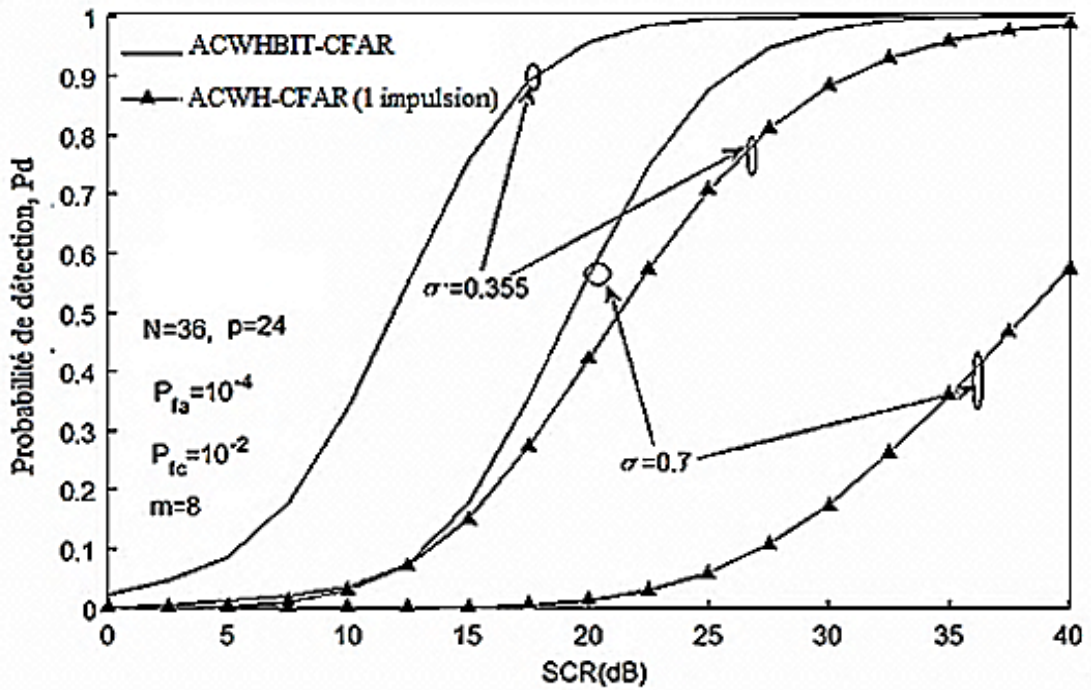


(b)

**Figure 4.10**  $P_d$  simulée en fonction de SCR des détecteurs ACWHBIT-CFAR et ACWH-CFAR dans un clutter homogène, pour  $M = 4$ ,  $P_{fc} = 10^{-2}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ . (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.



(a)



(b)

**Figure 4.11**  $P_d$  simulée en fonction de SCR des détecteurs ACWHBIT-CFAR et WH-CFAR en présence de 8 interférences avec deux valeurs du paramètre de forme, pour  $M = 4$ ,  $P_{fc} = 10^{-2}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ . (a) Clutter Weibull et (b) Clutter log-normal.

### 4.4.3 Présence de cibles interférentes

Dans une situation de cibles multiples, nous testons l'effet de la présence de 8 interférences dans la fenêtre de référence sur les performances des détecteurs ACWHBIT-CFAR et ACWH-CFAR pour  $M = 4$ ,  $P_{fc} = 10^{-2}$ ,  $P_{fa} = 10^{-4}$  et  $(N, p) = (36, 24)$ .

Pour cela, la Figure 4.11 montre la  $P_d$  des détecteurs proposés en fonction du SCR pour deux valeurs du paramètre de forme  $\beta = 1.5$  ou 3 pour un clutter Weibull et  $\sigma = 0.355$  ou 0.7 pour un clutter log-normal. Nous notons que la  $P_d$  du détecteur ACWHBIT-CFAR est plus bien meilleure que celle induite par le détecteur ACWH-CFAR. En se référant au cas homogène de la Figure.4.10, nous remarquons également, que contrairement au détecteur ACWH-CFAR, le détecteur ACWHBIT-CFAR est moins affecté par la présence de cibles interférentes.

La dernière application faite en termes de censure automatique et de détection dans des clutter Weibull et log-normal homogènes et hétérogènes a montré que le traitement multi-impulsions supplante celui de la mono-impulsion dans les situations de clutter uniforme et de cibles multiples.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué le traitement multi-impulsions pour des clutter non-gaussiens Weibull et log-normal. Pour ce faire, nous avons étudié les performances des détecteurs WH-CFAR et log-t-CFAR associés à différentes techniques d'intégration non cohérente pour la détection de cibles de type Swerling I et II immergées dans des clutter non-gaussiens homogènes et hétérogènes. En général, les résultats obtenus montrent que les techniques d'intégration non cohérente améliorent les performances de détection du détecteur utilisé dans un clutter homogène et inhomogène surtout lorsqu'elles sont associées à une technique de censure automatique pour un nombre d'interférences inconnu à *priori*.

# Chapitre 5

## Analyse des détecteurs H-log-t-CFAR et SVI-log-t-CFAR

### Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons les deux détecteurs hybrides issus de l'association de l'algorithme log-t-CFAR à l'algorithme MLE-CFCR, donnant lieu au détecteur H-MLE/log-t-CFAR et à l'algorithme WH-CFCR, donnant lieu au détecteur H-WH/log-t-CFAR. Ainsi, pour des situations de cibles multiples ou de bord de clutter, nous introduisons le détecteur SVI-log-t-CFAR qui exploite l'indice de variabilité VI, lequel en fonction de l'hétérogénéité du clutter, bascule automatiquement vers le détecteur approprié ; à savoir, le détecteur log-t-CFAR, dans le cas d'un clutter homogène, l'un des détecteurs H-log-t-CFAR en présence d'interférences ou le détecteur AEC-log-t-CFAR en présence d'un bord de clutter.

.

### Sommaire

5.1 Introduction

5.2 Détecteurs H-log-t-CFAR

5.3 Détecteur SVI-log-t-CFAR

5.4 Conclusion

## 5.1 Introduction

Nous détaillons dans cette section notre contribution principale de la thèse par laquelle nous avons proposé l'amélioration des performances du détecteur log-t-CFAR en milieu Weibull hétérogène. Cette contribution comporte deux parties, la première consiste à la combinaison du détecteur log-t-CFAR avec deux algorithmes de censure automatique. Tandis que la deuxième partie est dédiée à l'utilisation du log-t-CFAR avec l'indice de variabilité pour permettre au détecteur d'opérer dans toutes les situations homogène et non homogène.

## 5.2 Détecteurs H-log-t-CFAR

Comme les résultats de simulations montrent qu'il n'y a pas beaucoup de différence entre les performances des détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR, alors pour simplifier les acronymes de ces deux détecteurs, nous les noterons l'un ou l'autre par H-log-t-CFAR. Les algorithmes de censure existants utilisent des données ordonnées en ordre croissant d'amplitude ou de puissance pour estimer le nombre des plus grandes cellules indésirables à supprimer de la fenêtre de référence [23,39,59,60,86]. Comme il est notoirement connu, le détecteur log-t-CFAR ne traite pas des cellules. De ce fait, nous suggérons un algorithme qui permet d'abord la localisation de la cellule indésirable la plus basse, afin de l'utiliser comme seuil de censure, auquel les échantillons initiaux non ordonnés sont alors comparés. Les cellules dont l'amplitude dépasse le seuil de censure sont rejetées tandis que celles restantes sont utilisées pour estimer le seuil de détection.

Ainsi, nous pouvons résumer les algorithmes hybrides de la manière suivante :

**Etape 1 :** Estimation du nombre d'interférences à travers les tests d'hypothèses binaires des algorithmes MLE-CFCR et WH-CFCR, respectivement.

**Etape 2 :** Localisation du seuil de censure, c'est-à-dire la plus petite cellule indésirable.

**Etape 3 :** Rejet des cellules indésirables.

**Etape 4 :** Utilisation des cellules restantes pour calculer le seuil de détection du détecteur log-t-CFAR.

Lorsque les  $k$  cellules de la fenêtre de référence les plus élevées sont censurées, la statistique  $t$ , donnée par l'équation (4.2), peut-être réécrite comme suit :

$$t_k = \frac{X_0 - \frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^{N-k} Y_i}{\sqrt{\frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^{N-k} \left( Y_i - \frac{1}{N-k} \sum_{j=1}^{N-k} Y_j \right)^2}} \quad (5.1)$$

Les variables  $t_k$ ,  $k = 0, 1, \dots, K$  sont alors comparées aux seuils  $\tau_{\log-t k}$  tel que les erreurs  $e_k$  de décider l'hypothèse  $H_1$  sachant que l'hypothèse  $H_0$  est vraie sont maintenues très petites et constantes.  $K$  étant le nombre maximum d'interférences pouvant être présentes dans la fenêtre de référence. Les erreurs  $e_k$  sont définies par :

$$e_k = P(t_k > \tau_{\log-t k} | H_0) \quad (5.2)$$

$$P_{fa} \approx e_0 \approx e_1 \approx \dots \approx e_k \quad (5.3)$$

Notons que l'algorithme de censure considère que les  $p = 2N/3$  cellules de plus faibles amplitudes forment une population initiale homogène [39]. Il convient également de mentionner que le FCR est constant pour toutes les valeurs des paramètres de forme et d'échelle.

### 5.2.1 Détecteur H-MLE/log-t-CFAR

Les algorithmes de censure et de détection sont illustrés par la Figure 5.1. Supposons que la sortie du détecteur d'enveloppe est un vecteur  $Z$  de  $N$  variables aléatoires IID issues d'une même variable aléatoire de distribution Weibull et dont la PDF est donnée par l'équation (2.27). Supposons que la sortie de l'amplificateur logarithmique est alors un vecteur  $X = \ln(Z)$  de  $N$  variables aléatoires IID issues d'une même variable aléatoire de distribution Gumbel, dont la PDF est donnée par l'équation (2.35) et  $\check{X}$  le vecteur ordonné en ordre croissant d'amplitude correspondant.

Considérons le fait que les  $p = 2N/3$  cellules les plus basses de  $\check{X}$  soient homogènes, la première étape est inhérente à l'algorithme de censure, dont le but est l'estimation du nombre d'interférences via la technique MLE-CFCR [59]. Pour calculer le seuil de censure donné par l'équation (5.4), nous devons obtenir les estimations de  $a$  et  $b$  ainsi que le facteur d'échelle  $g_{ck}$  selon lequel la  $P_{fc}$  demeure celle de la valeur de consigne.

$$T_{ck} = \hat{a} + g_{ck} \hat{b} \quad (5.4)$$

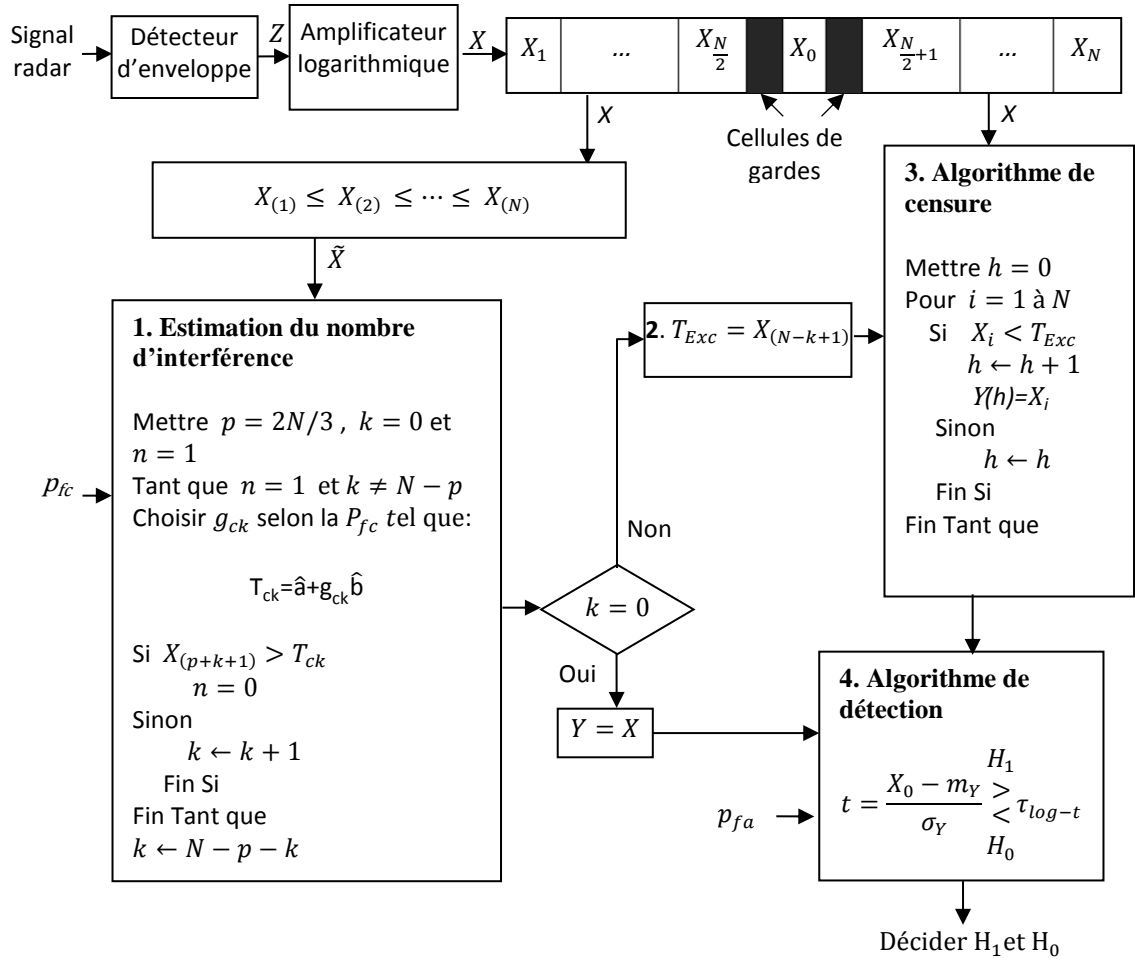


Figure 5.1. Organigramme du détecteur H-MLE/log-t-CFCAR.

Comme première étape, les estimations des paramètres de localisation et d'échelle sont alors données par la méthode CMLE [57] :

$$\hat{b} = \frac{k \exp\left(\frac{X_{(N-k)}}{\hat{b}}\right) X_{(N-k)} + \sum_{j=1}^{N-k} \exp\left(\frac{X_{(j)}}{\hat{b}}\right) X_{(j)}}{k \exp\left(\frac{X_{(N-k)}}{\hat{b}}\right) + \sum_{j=1}^{N-k} \exp\left(\frac{X_{(j)}}{\hat{b}}\right)} - \frac{1}{N-k} \sum_{j=1}^{N-k} X_{(j)} \quad (5.5)$$

$$\hat{a} = \hat{b} \ln \left\{ \frac{1}{N-k} \left( k \sum_{j=1}^{N-k} \exp\left(\frac{X_{(j)}}{\hat{b}}\right) X_{(j)} + \sum_{j=1}^{N-k} \exp\left(\frac{X_{(j)}}{\hat{b}}\right) \right) \right\} \quad (5.6)$$

Tel que,

$$P_{fc} = P(X_{(p+k+1)} > T_{ck} | H_h) \quad (5.7)$$

où  $H_h$  désigne l'hypothèse d'un clutter homogène. Une fois que le nombre  $k$  de cellules à censurer est estimé, la deuxième étape consiste à utiliser la cellule indésirable la plus basse comme seuil de censure, autrement dit :

$$T_{Exc} = X_{(N-k+1)} \quad (5.8)$$

La troisième étape est ensuite invoquée pour déterminer le vecteur  $Y$  des cellules non censurées à utiliser dans la quatrième étape par le détecteur log-t-CFAR pour lequel le facteur d'échelle  $\tau_{log-t}$  est fixé selon la  $P_{fa}$  de consigne.

### 5.2.2 Détecteur H-WH/log-t-CFAR

L'organigramme du détecteur H-WH/log-t-CFAR est donné par la Figure 5.2. Supposons que la sortie du détecteur d'enveloppe soit un vecteur  $Z$  de  $N$  IID variables aléatoires issues de la même variable aléatoire de distribution Weibull, dont le PDF est donnée par l'équation (2.27) et  $\tilde{Z}$  le vecteur ordonné en ordre croissant d'amplitude correspondant. Supposons que la sortie de l'amplificateur logarithmique  $X = \ln(Z)$  soit un vecteur de  $N$  IID variables aléatoires issues de la même distribution Gumbel donnée par l'équation (2.35). Considérons le fait que les  $p = 2N/3$  cellules les plus basses de  $\tilde{Z}$  soient homogènes, la première étape est inhérente à l'algorithme de censure, dont le but est l'estimation du nombre d'interférences via le seuil non-paramétrique WH-CFCR [55].

Le seuil de censure est donné par l'expression suivante :

$$T_{ck} = Z_{(p)}^{\alpha_k} Z_{(p+k)}^{1-\alpha_k} \quad (5.9)$$

Pour calculer le seuil de censure de l'équation (5.9), nous devons d'abord obtenir le facteur d'échelle  $\alpha_k$  selon lequel la  $P_{fc}$  demeure celle de la valeur de consigne donnée par l'équation (5.7). Une fois que le nombre  $k$  de cellules à censurer est estimé, la deuxième étape consiste à utiliser la cellule indésirable la plus basse comme seuil de censure, autrement dit :

$$T_{Exc} = \ln(Z_{(N-k+1)}) \quad (5.10)$$

De plus, avant la troisième étape, le vecteur  $Z$  de distribution Weibull est passé à travers un amplificateur logarithmique pour donner le vecteur  $X$  de distribution Gumbel . Seulement alors, la troisième étape est invoquée pour déterminer le vecteur  $Y$  des cellules

non censurées à utiliser dans la quatrième étape par le détecteur log-t-CFAR pour lequel le facteur d'échelle  $\tau_{log-t}$  est calculé selon la  $P_{fa}$  de consigne.

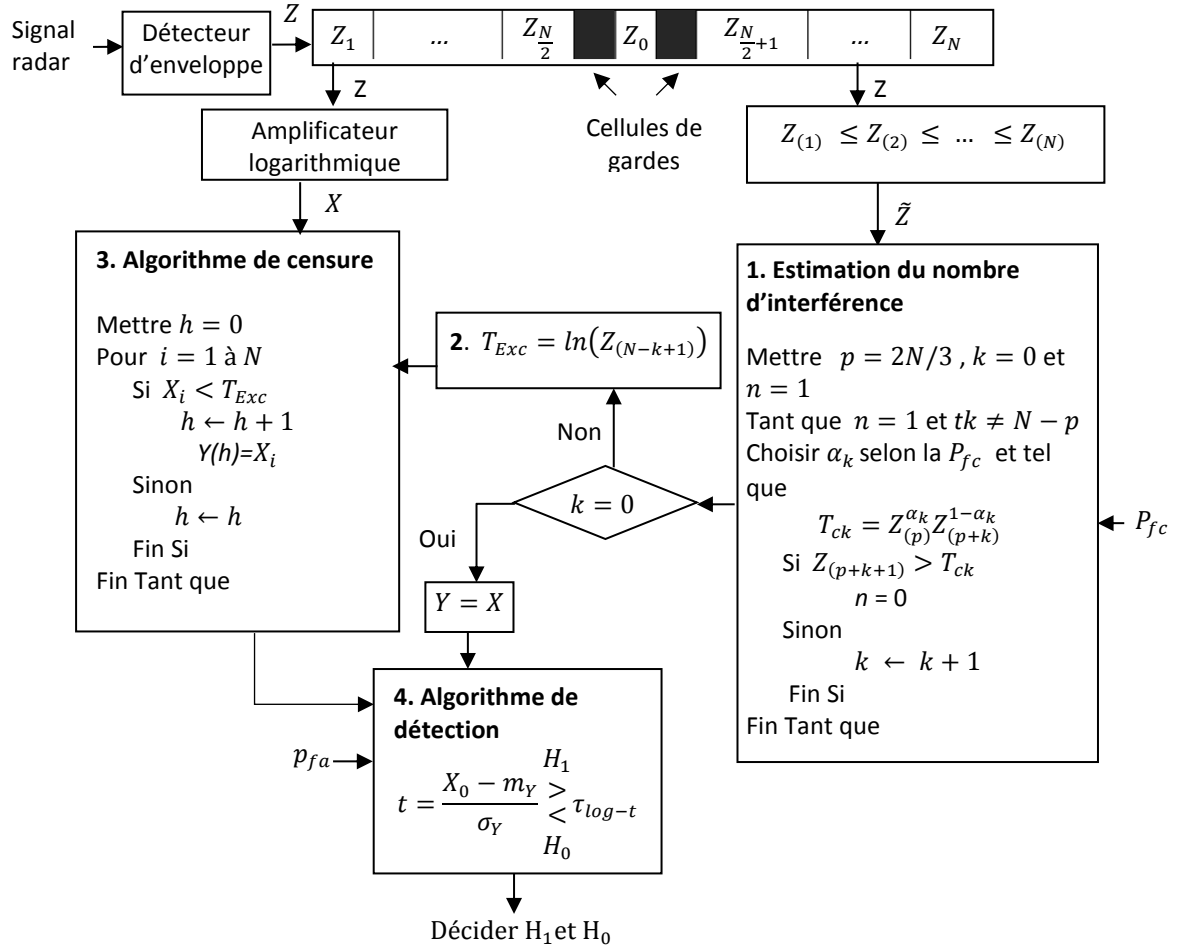


Figure 5.2 Organigramme du détecteur H-WH/log-t-CFCAR.

### 5.3 Détecteur SVI-log-t-CFAR

Pour doter le détecteur log-t-CFAR d'une bonne résilience à toute hétérogénéité du clutter, nous proposons également un détecteur, dit SVI-log-t-CFAR, basé sur la commutation vers le détecteur approprié et ce en fonction des statistiques VI et MR. Pour ce faire, nous supposons que les situations de cibles multiples et de bord de clutter sont des événements mutuellement exclusifs. De même, un seul bord de clutter peut être présent dans toute la fenêtre de référence ; la CUT étant dans le clutter à forte puissance.

L'organigramme du détecteur SVI-log-t-CFAR de la Figure 5.3 peut être décrit de la manière suivante. Le vecteur de sortie du détecteur d'enveloppe  $Z$  de  $N$  variables aléatoires IID, issues de la même variable aléatoire de distribution Weibull, est divisé en

deux demi-fenêtres de référence  $W_A$  et  $W_B$  en amont et en aval de la CUT, respectivement. Les indices de variabilité  $VI_A$  et  $VI_B$  de chacune des sous-fenêtres et le rapport de leurs moyennes respectives  $m_A$  et  $m_B$  sont d'abord calculés. Les statistiques résultantes sont alors comparées aux seuils précalculés correspondants  $K_{VI}$  et  $K_{MR}$ , respectivement.

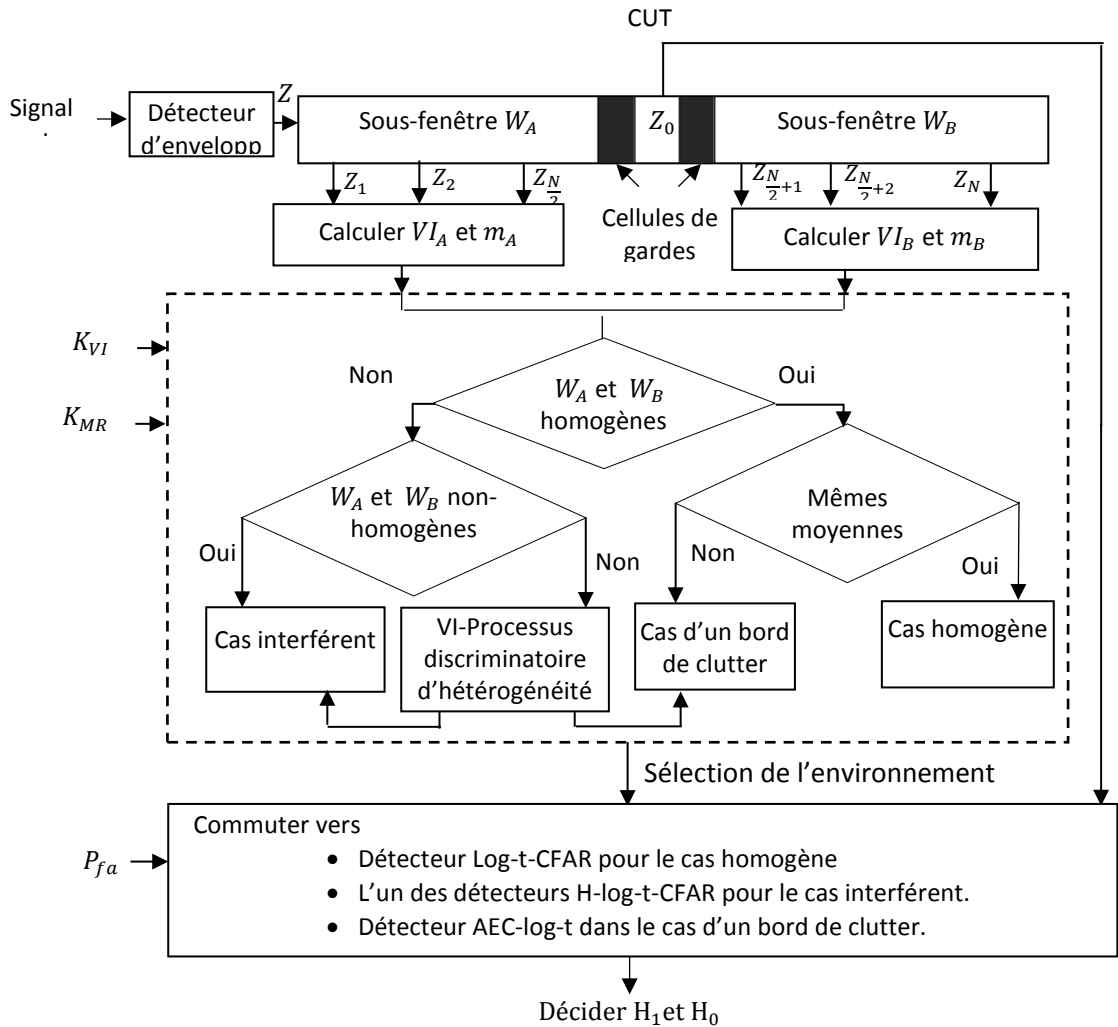


Figure 5.3 Organigramme du processus SVI-log-t-CFCAR.

L'environnement est homogène si les deux sous-fenêtres  $W_A$  et  $W_B$  sont homogènes et de mêmes moyennes. Le détecteur SVI-log-t-CFAR bascule alors vers le détecteur log-t-CFAR. Si les deux sous-fenêtres  $W_A$  et  $W_B$  sont homogènes mais avec des moyennes différentes, l'environnement subit une transition de puissance, le détecteur bascule alors vers le détecteur AEC-log-t-CFAR. Lorsque les deux sous-fenêtres ne sont pas homogènes, l'environnement connaît une situation de cibles multiples. Le détecteur commute alors vers l'un ou l'autre des détecteurs hybrides H-ML/log-t-CFCAR ou H-WH/log-t-CFCAR. Le cas le plus subtil est lorsque l'une ou l'autre des sous-fenêtres  $W_A$

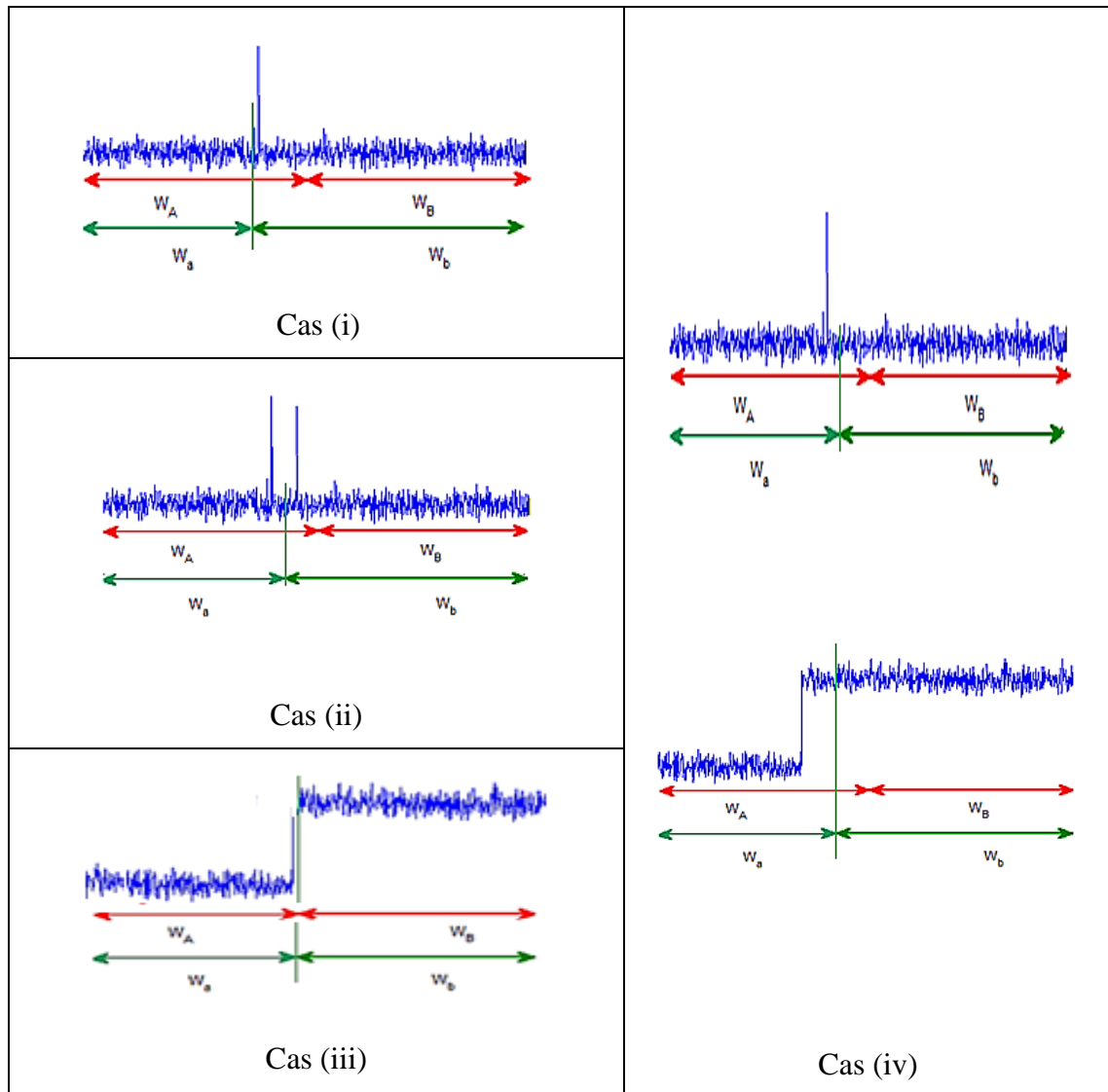
ou  $W_B$  est homogène. Dans ce cas, le détecteur devrait naturellement basculer vers le détecteur GO-CFAR ou SO-CFAR. Malheureusement, aucun de ces deux détecteurs n'a la propriété CFAR dans un clutter Weibull [31,69].

Ainsi, pour distinguer les deux types d'hétérogénéités, il convient de traiter la fenêtre de référence par un nouvel algorithme basé sur l'indice de variabilité VI, dit discriminateur d'hétérogénéité, qui fonctionne de la manière suivante. Par exemple, supposons que la sous-fenêtre  $W_A$ , i.e., les cellules de référence  $Z_1, Z_2, \dots, Z_{\frac{N}{2}}$ , est non homogène tandis que la sous-fenêtre  $W_B$ , i.e., les cellules de référence  $Z_{\frac{N}{2}+1}, Z_{\frac{N}{2}+2}, \dots, Z_N$ , est homogène ; ou vice versa. Si nous déplaçons la cellule  $Z_{\frac{N}{2}}$  de  $W_A$  vers  $W_B$ , on se retrouve avec deux nouvelles sous-fenêtres de longueurs différentes, notées respectivement  $W_a$  et  $W_b$ . Leurs indices de variabilité sont alors notés  $VI_a$  et  $VI_b$ , respectivement. Ces statistiques sont ensuite comparées aux seuils précalculés  $K_{VI_a}$  et  $K_{VI_b}$ , respectivement, pour décider si oui ou non  $W_a$  et  $W_b$  sont non homogènes selon la probabilité d'erreur  $\alpha_0$  donnée par l'équation (3.10). A ce stade, quatre cas sont possibles :

- 1)  $W_a$  est homogène et  $W_b$  est non homogène. Ce cas correspond à la situation de cibles multiples avec une interférence dans la fenêtre de référence.
- 2)  $W_a$  est non homogène et  $W_b$  est non homogène. Ce cas correspond à la situation de cibles multiples avec plus d'une interférence dans la fenêtre de référence.
- 3)  $W_a$  est homogène et  $W_b$  est homogène. Ce cas correspond à une transition de puissance dans la fenêtre de référence.
- 4)  $W_a$  est non homogène et  $W_b$  est homogène. Ce cas signifie que la cellule  $Z_{N/2}$  que nous avons déplacée de  $W_A$  à  $W_B$  a le même PDF que les cellules dans  $W_B$ . Par conséquent, nous répétons la même opération avec les cellules  $Z_{\frac{N}{2}-1}$  puis  $Z_{\frac{N}{2}-2}$  jusqu'à ce que l'un des trois premiers cas ci-dessus soit observé.

Notez que l'algorithme se termine si la longueur de  $W_a$  devient égale à deux. En effet, d'après [63], d'une part, un bord de clutter entre la première et deuxième cellule n'a pas d'effet important sur toute la fenêtre de référence, et, d'autre part, le VI ne peut pas être calculé avec une seule cellule. Par exemple, lorsqu'une transition de puissance est

générée entre la 1<sup>ère</sup> et la 2<sup>ème</sup> cellule avec CCR (Clutter to Clutter Ratio) = 5 et 10 dB, le discriminateur d'hétérogénéité VI sort avec la décision que le milieu est homogène avec une probabilité d'homogénéité de 0,9993 et 0,999, respectivement.



**Figure 5.4** Différents cas d'hétérogénéité dans chaque sous-fenêtre après le déplacement d'un échantillon de  $W_A$  vers  $W_B$ .

Lorsqu'une interférence est injectée dans la première cellule avec ICR (Interference to Clutter Ratio) = 5 et 10 dB, le discriminateur d'hétérogénéité VI sort avec la décision que le milieu est homogène avec une probabilité d'homogénéité de 0,925 et 0,64, respectivement. La routine de calcul du discriminateur d'hétérogénéité VI proposé est donnée comme suit :

A partir de la fenêtre de référence  $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_N]^T$

- Mettre  $d = 1$  et  $j = 1$
- Tant que  $d = 1$  et  $j < \frac{N}{2} - 1$ 
  - Considérer  $W_a = [Z_1, \dots, Z_{\frac{N}{2}-j}]^T$  et  $W_b = [Z_{\frac{N}{2}-j+1}, \dots, Z_N]^T$
  - Calculer  $VI_{a_j}$  et  $VI_{b_j}$  à partir de l'équation (3.8)
  - Vérifier si  $VI_{a_j} > K_{VI_{a_j}}$  et  $VI_{b_j} \leq K_{VI_{b_j}}$   
 $j = j + 1$ ; Passer à l'échantillon suivant  
 Sinon,
  - Vérifier si  $VI_{a_j} \leq K_{VI_{a_j}}$  and  $VI_{b_j} \leq K_{VI_{b_j}}$   
 Mettre  $d = 0$ 
    - Décider la présence d'un bord de clutter et commuter vers le détecteur AEC-log-t-CFAR.  
 Sinon,
    - Décider la présence de cibles interférentes et commuter vers l'un des détecteurs H-log-t-CFAR.  
 Mettre  $d = 0$ .
- Fin Tant que.

Enfin, avant de passer aux simulations et discussions, il convient de mentionner que nous adoptons également les notations et définitions suivantes pour la probabilité de sélection de l'environnement ou PBS (Probability of background Selection).

- 1) La PBS vaut  $P_h$  lorsque le milieu homogène est sélectionné c'est-à-dire lorsque le détecteur SVI-log-t-CFAR bascule vers le détecteur log-t-CFAR avec probabilité  $P_h$ .
- 2) La PBS vaut  $P_{nhe}$  lorsqu'un bord de clutter est présent c'est-à-dire lorsque le détecteur SVI-log-t-CFAR bascule vers le détecteur AEC-log-t CFAR avec une probabilité  $P_{nhe}$ .
- 3) La PBS vaut  $P_{nhi}$  lorsqu'une situation de cibles multiples est présente c'est-à-dire lorsque le détecteur SVI-log-t-CFAR bascule vers l'un ou l'autre des détecteurs H-log-t-CFAR avec une probabilité  $P_{nhi}$ .

Par conséquent, ces probabilités sont données par les expressions suivantes :

$$PBS = P_h = P\left(\tau_{SVI-log-t} = \tau_{(log-t|X)}\right) \quad (5.11)$$

$$PBS = P_{nhe} = P\left(\tau_{SVI-log-t} = \tau_{(AEC-log-t|W)}\right) \quad (5.12)$$

$$PBS = P_{nhi} = P\left(\tau_{SVI-log-t} = \tau_{(H-log-t|Y)}\right) \quad (5.13)$$

où  $\tau_{(log-t|X)}$  désigne le facteur d'échelle du détecteur log-t-CFAR calculé via toute la fenêtre de référence pour une situation de clutter homogène,  $\tau_{(AEC-log-t|W)}$  le facteur d'échelle du détecteur log-t-CFAR calculé via la partition  $W$  de la fenêtre de référence après avoir rejeté les cellules indésirables pour une situation de bord de clutter et  $\tau_{(H-log-t|Y)}$  le facteur d'échelle du détecteur log-t-CFAR calculé via les cellules de référence restantes après avoir censuré toutes les cellules indésirables pour une situation de cibles multiples.

#### 5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé l'amélioration des performances de détection du détecteur logt-CFAR dans un clutter Weibull non homogène. Pour y parvenir, nous avons d'abord eu recours à l'algorithme de censure automatique CFCR, qui garantit un rejet précis d'un nombre *à priori* inconnu d'interférences. Pour ce faire, nous avons introduit deux détecteurs hybrides, d'une part en associant l'algorithme log-t-CFAR à l'algorithme WH-CFCR, donnant lieu au détecteur H-WH/log-t-CFAR, et d'autre part à l'algorithme MLE-CFCR, donnant lieu au détecteur H-MLE/log-t-CFAR. Ensuite, en exploitant la statistique VI comme discriminateur d'hétérogénéité, nous avons proposé le détecteur SVI-log-t-CFAR. Ainsi, en fonction de l'hétérogénéité du clutter, ce détecteur peut basculer automatiquement vers le détecteur approprié ; à savoir, le détecteur log-t-CFAR, dans le cas homogène, l'un des détecteurs hybrides, en présence d'interférences ou le détecteur AEC-log-t-CFAR, en présence d'un bord de clutter.

# Chapitre 6

## Résultats de simulations et discussions

### Résumé

Dans ce chapitre, pour assoir l'efficience des nouvelles techniques de détection proposées au Chapitre 5, nous évaluons les performances des détecteurs H-log-t-CFAR et SVI-log-t-CFAR à travers les simulations de Monte Carlo (MC) pour un clutter Weibull et différentes situations de cibles multiples ou bord de clutter.

### Sommaire

- 6.1 Introduction
- 6.2 Performances des détecteurs H-log-t-CFAR
- 6.3 Performances du détecteur SVI-log-t-CFAR
- 6.4 Conclusion

## 6.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons introduit deux détecteurs H-log-t-CFAR, d'une part en associant l'algorithme log-t-CFAR à l'algorithme WH-CFCR, donnant lieu au détecteur H-WH/log-t-CFAR, et d'autre part à l'algorithme MLE-CFCR, donnant lieu au détecteur H-MLE/log-t-CFAR. Ensuite, en exploitant la statistique VI comme un discriminateur d'hétérogénéité, nous avons proposé le détecteur SVI-log-t-CFAR. Ainsi, en fonction de l'hétérogénéité de l'environnement, ce détecteur peut basculer automatiquement vers le détecteur approprié ; à savoir, le détecteur log-t-CFAR, dans le cas homogène, l'un des détecteurs H-log-t-CFAR en présence d'interférences ou le détecteur AEC-log-t-CFAR en présence d'un bord de clutter.

Pour évaluer les performances de détection des processeurs hybrides H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR ainsi que le détecteur SVI-log-t-CFAR dans des environnements Weibull homogènes et hétérogènes, nous avons opté pour des paramètres d'échelle et de forme, respectivement,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ , une taille de la fenêtre de référence  $N = 36$  et une  $P_{fa} = 10^{-4}$ . Les résultats de simulation de MC ont été obtenus à l'aide du logiciel Matlab R2015a, installé sur un ordinateur portable doté d'un processeur Intel Core i7 de fréquence 2.0 GHz et une RAM de 8 Go.

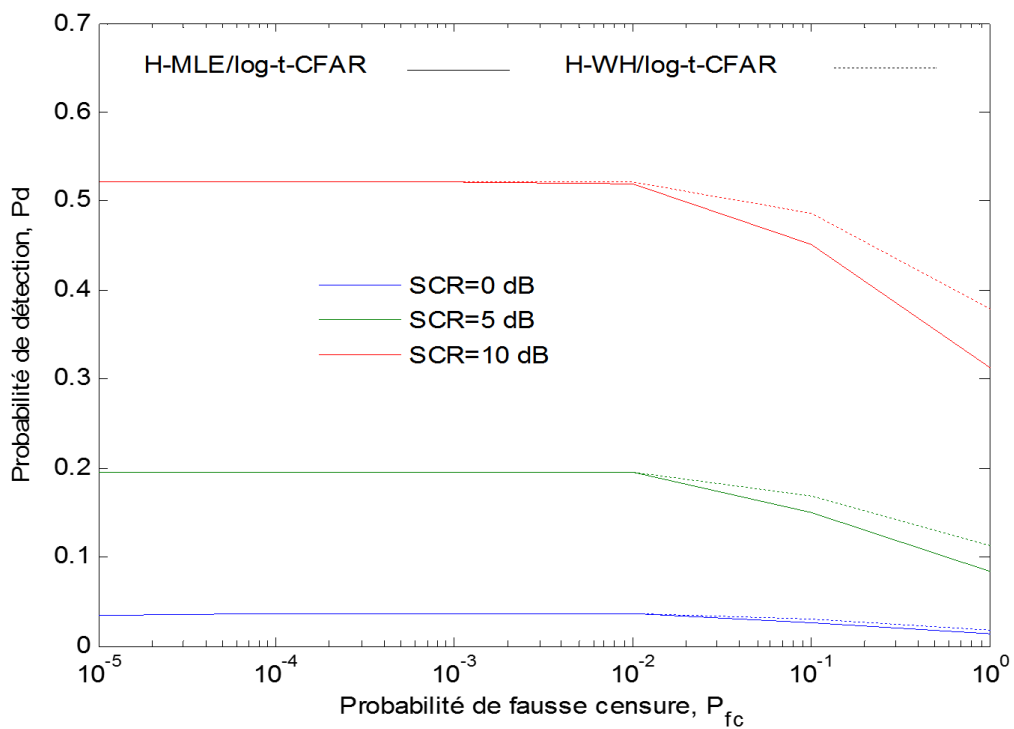
## 6.2 Performances des détecteurs H-log-t-CFAR

Avant de procéder à la présentation des résultats de simulation, nous avons effectué, en termes de temps de calcul, une comparaison entre les deux détecteurs hybrides. Il est évident que le détecteur H-MLE/log-t-CFAR soit plus onéreux que le détecteur H-WH/log-t-CFAR en raison de la phase d'estimation des paramètres. En fait, nous avons eu recours à la fonction intégrée « tic - toc » de Matlab pour calculer le temps entre le début et la fin des routines des deux détecteurs. Pour un nombre d'itérations de  $10^5$ , nous avons obtenus un temps de calcul de 60,178s pour le détecteur H-MLE/log-t-CFAR et 12,47s pour le détecteur H-WH/log-t-CFAR.

### 6.2.1 Effet de la $P_{fc}$ sur la $P_d$

Dans cette section, nous montrons les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) des détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR. La particularité de ces courbes ROC est que la  $P_d$  soit une fonction de la  $P_{fc}$  plutôt que de la  $P_{fa}$  dont la valeur est fixée à  $10^{-4}$ . Autrement dit, nous examinons l'effet de la  $P_{fc}$  sur le fonctionnement du

récepteur. Pour cela, la Figure 6.1 montre les courbes ROC de ces détecteurs pour SCR=0, 5 et 10 dB, respectivement. Nous remarquons que les  $P_d$  des deux processeurs sont non seulement constantes mais aussi égales pour toutes les valeurs de  $P_{fc} \in [10^{-5}, 10^{-2}]$  et pour les trois valeurs de SCR, respectivement. Néanmoins, leurs  $P_d$  respectives se dégradent pour  $P_{fc} \in ] 10^{-2}, 1]$  pour lesquelles les performances de détection du détecteur H-WH/log-t-CFAR prennent un léger avantage sur celles du détecteur H-MLE /log-t-CFAR. En conclusion, nous devons indiquer que les valeurs autorisées de  $P_{fc}$  doivent se situer dans l'intervalle  $[10^{-5}, 10^{-2}]$ .



**Figure 6.1** Courbes ROC des détecteurs H-log-t-CFAR dans un milieu Weibull homogène en fonction de la  $P_{fc}$  ; pour SCR=0, 5 et 10 dB,  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

De plus, pour éviter tout scénario indésirable de sous-censure ou de sur-censure, nous adoptons la valeur de compromis  $P_{fc} = 10^{-3}$ . C'est-à-dire, bien que non montré dans la Figure 6.2, les valeurs de  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $10^{-2}$  donnent des  $P_d$  similaires pour les deux détecteurs hybrides. Ainsi, le reste des simulations sur les détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR sont réalisées avec la valeur  $P_{fc} = 10^{-3}$ . Les tableaux 6.1 et 6.2 donnent les paramètres des seuils de censure utilisés

Tableau 6.1

Paramètres  $\alpha_k$  du seuil de censure de WH-CFCR pour différentes valeurs de  $P_{fc}$  avec  $N = 36$

$k \backslash P_{fc}$	$10^0$	$10^{-1}$	$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$
0	-1e-4	-0.046	-0.098	-0.156	-0.222	-0.293
1	-1e-4	-0.045	-0.096	-0.152	-0.216	-0.291
2	-1e-4	-0.045	-0.095	-0.151	-0.2145	-0.291
3	-1e-4	-0.045	-0.095	-0.150	-0.209	-0.273
4	-1e-4	-0.046	-0.096	-0.151	-0.211	-0.272
5	-1e-4	-0.047	-0.098	-0.153	-0.213	-0.276
6	-1e-4	-0.049	-0.101	-0.157	-0.218	-0.291
7	-1e-4	-0.0535	-0.107	-0.164	-0.227	-0.290
8	-1e-4	-0.057	-0.115	-0.176	-0.240	-0.310
9	-1e-4	-0.065	-0.129	-0.195	-0.264	-0.329
10	-1e-4	-0.079	-0.155	-0.233	-0.3108	-0.394
11	-1e-4	-0.085	-0.192	-0.284	-0.384	-0.470

Tableau 6.2

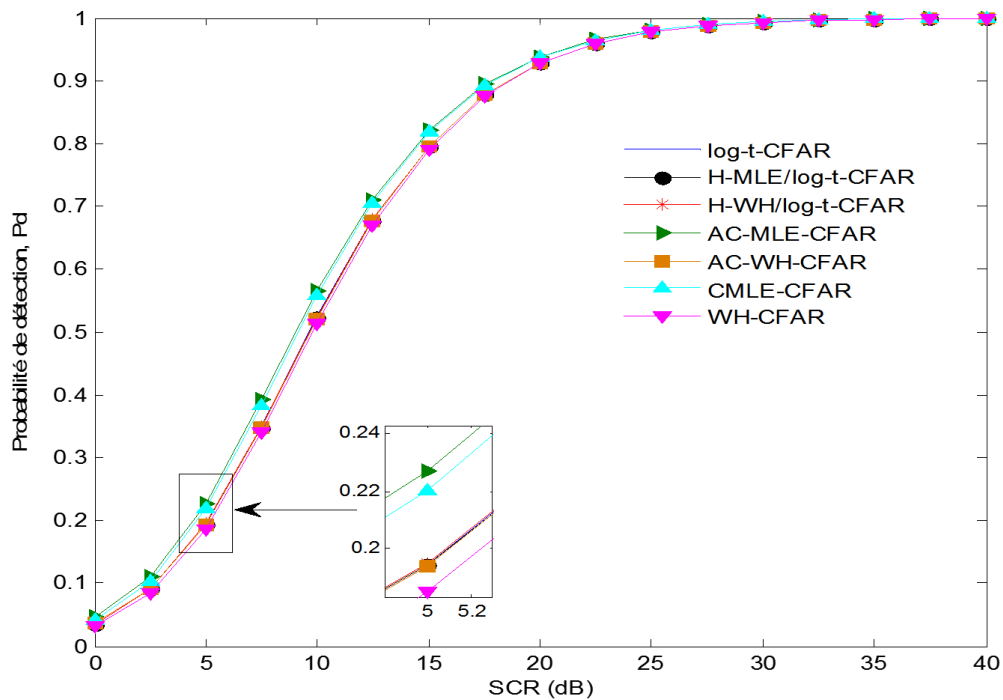
Paramètres  $g_k$  du seuil de censure de MLE-CFCR pour différentes valeurs de  $P_{fc}$  avec  $N = 36$

$k \backslash P_{fc}$	$10^0$	$10^{-1}$	$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$
0	0.0402	0.192	0.476	0.685	0.920	1.195
1	0.1091	0.354	0.552	0.760	0.993	1.240
2	0.1605	0.434	0.633	0.839	1.080	1.327
3	0.2289	0.517	0.718	0.930	1.161	1.415
4	0.2811	0.604	0.808	1.020	1.250	1.486
5	0.3682	0.698	0.908	1.123	1.360	1.621
6	0.4494	0.799	1.019	1.243	1.486	1.763
7	0.5838	0.911	1.146	1.379	1.630	1.879
8	0.6661	1.042	1.297	1.550	1.811	2.092
9	0.7356	1.201	1.488	1.771	2.055	2.338
10	0.8417	1.418	1.762	2.101	2.431	2.766
11	0.9001	1.626	2.126	2.570	2.989	3.416

### 6.2.2 Performance de détection en milieu homogène

Pour montrer l'efficacité des détecteurs hybrides par rapport au détecteur log-t-CFAR dans un milieu Weibull, nous avons simulé non seulement les  $P_d$  des détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR, mais aussi celles des détecteurs WH-CFCAR [110] et MLE-CFCAR [111] qui sont nommés ici détecteurs AC-WH-CFAR (Automatic Censoring-WH-CFAR) et AC-MLE-CFAR (Automatic Censoring-MLE-CFAR), respectivement, et les détecteurs CMLE-CFAR [56] et WH-CFAR [55].

Ainsi, la Figure 6.2 montre les  $P_d$  simulées des détecteurs précédemment cités en fonction du SCR dans un milieu Weibull homogène, pour  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fa} = 10^{-4}$  et  $P_{fc} = 10^{-3}$ .



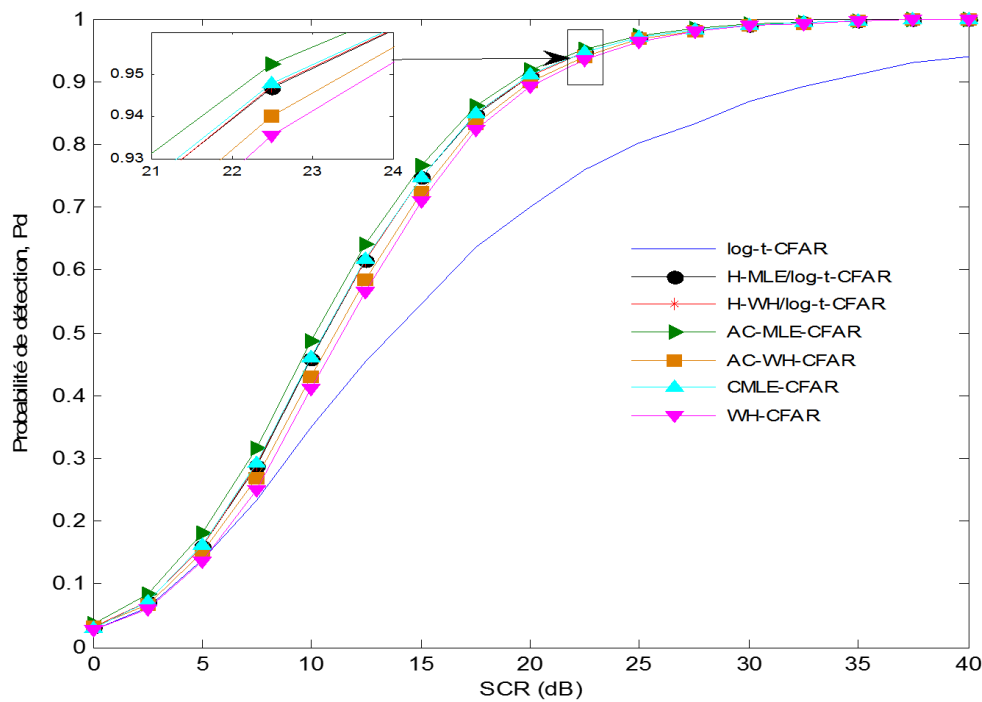
**Figure 6.2** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs dans un milieu Weibull homogène en fonction du SCR ; pour  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

Nous pouvons remarquer qu'il existe deux groupes de courbes qui se chevauchent. Par exemple, pour  $P_d = 0.8$ , dans un premier temps, vient le groupe des détecteurs AC-MLE-CFAR avec une perte CFAR,  $CFAR_{loss} = 0 \text{ dB}$  (fixé comme référence, voir Tableau 6.3) et CMLE-CFAR avec  $CFAR_{loss} = 0.08 \text{ dB}$ , puis, celui des détecteurs log-t-, H-MLE/log-t- et H-WH/log-t-, AC-WH- et WH-CFAR avec un  $CFAR_{loss} = 0.60, 0.61, 0.65, 0.66$  et  $0.77 \text{ dB}$ , respectivement. Ceci dit, les détecteurs

H-log-t-CFAR donnent des performances similaires à celle obtenues par le détecteur log-t-CFAR en milieu Weibull homogène.

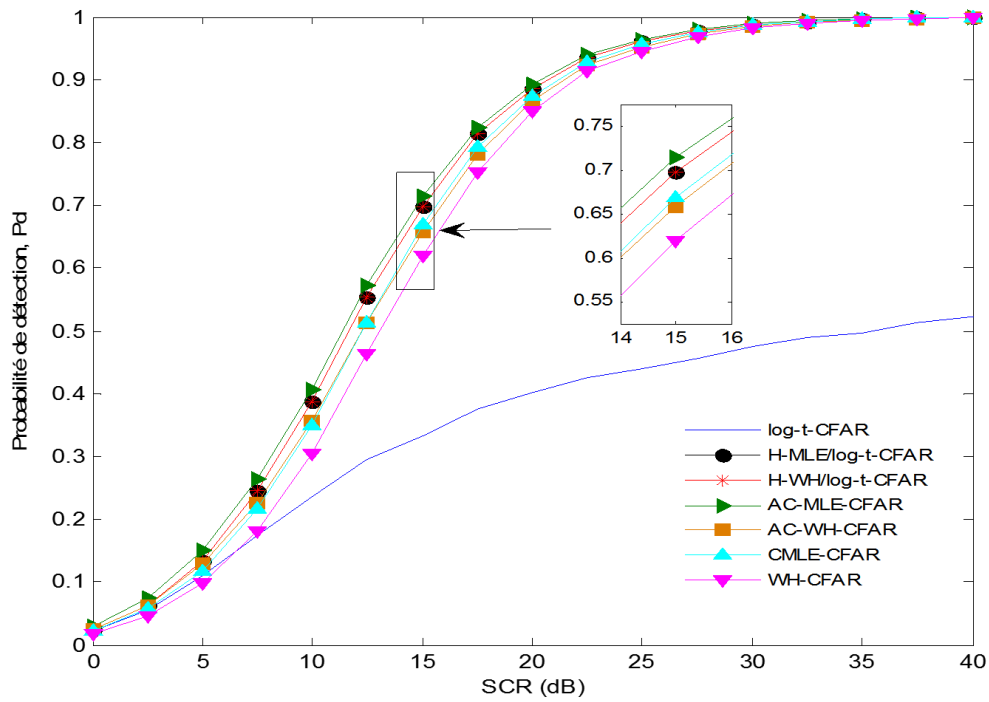
### 6.2.3 Performance de détection en présence de cibles multiples

Il est bien connu que la présence de plusieurs cibles dans la fenêtre de référence peut affecter fortement les performances de détection de tout détecteur CFAR. Ici, nous examinons l'effet de cette situation sur la robustesse des détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR. A cet effet, pour les mêmes conditions de fonctionnement que précédemment, nous montrons dans les Figures 6.3- 6.5, les courbes de détection des détecteurs H-log-t-CFAR et de leurs concurrents en présence de 2, 4 et 8 interférences, à ICR= SCR, respectivement.

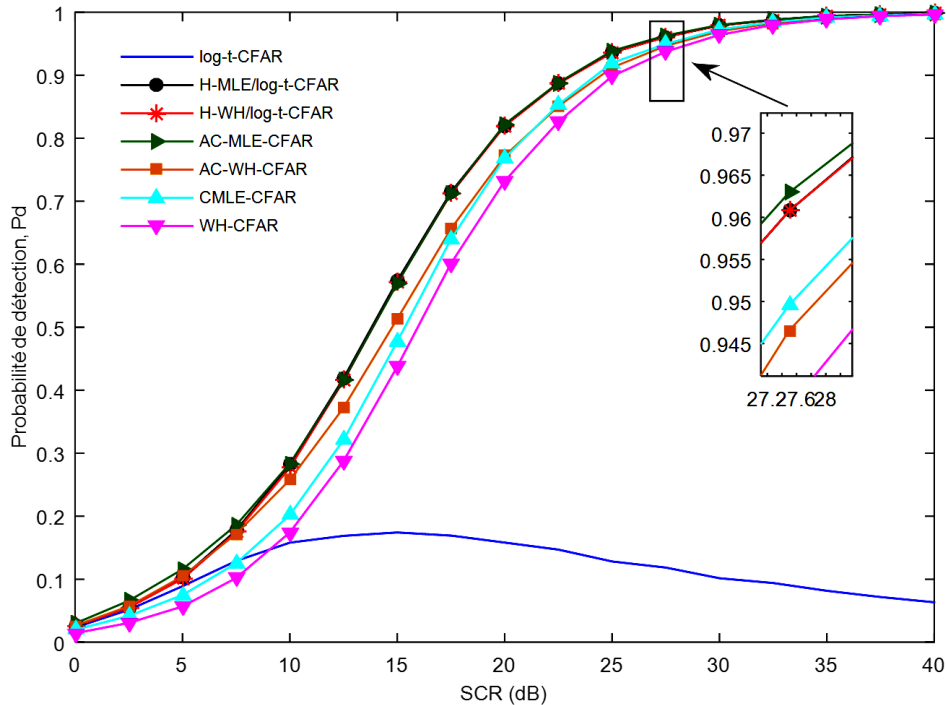


**Figure 6.3** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR ; en présence de 2 interférences à ICR=SCR,  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3$   $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

Comme prévu, plus il y a d'interférences, plus le détecteur log-t-CFAR se détériore, jusqu'à devenir complètement inopérant. Pendant ce temps, bien que demeurant identiques, ses substituts potentiels, c'est-à-dire les détecteurs hybrides souffrent également d'une légère diminution de leurs  $P_d$ . Par exemple, pour  $P_d = 0.8$ , voir les valeurs des pertes CFAR des lignes 2, 3 et 4 de la 2<sup>ème</sup> et 3<sup>ème</sup> colonne du Tableau 6.3.



**Figure 6.4** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence de 4 interférences à  $ICR = SCR$  ; pour  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .



**Figure 6.5** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence de 8 interférences à  $ICR=SCR$  ; pour  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

Tableau 6.3

Pertes CFAR des différents détecteurs pour  $P_d = 0.8$ .

Nombre d'interférences	AC-MLE-CFAR	H-MLE/log-t-CFAR	H-WH/log-t-CFAR	AC-WH-CFAR	CMLE-CFAR	WH-CFAR	log-t-CFAR
0	0.000	0.650	0.610	0.660	0.080	0.770	0.6050
2	1.060	1.742	1.749	2.240	1.740	2.490	10.390
4	2.390	2.730	2.730	3.590	3.190	4.190	$\infty$
8	4.990	4.990	4.990	6.390	6.390	7.240	$\infty$

Lorsque le nombre de cibles interférentes atteint 8, les deux courbes de détection des détecteurs hybrides se confondent avec celle du détecteur AC-MLE-CFAR. Les autres détecteurs semblent être moins performants que les premiers lorsque le nombre d'interférences augmente. Pour ce faire, voir les pertes CFAR indiquées dans les lignes 2, 3 et 4 des 4<sup>ème</sup>, 5<sup>ème</sup> et 6<sup>ème</sup> colonne du Tableau 6.3. Par conséquent, ce qu'il faut retenir de ces résultats, c'est que les détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR constituent de bons substituts pour le détecteur log-t-CFAR dans des situations de cibles multiples.

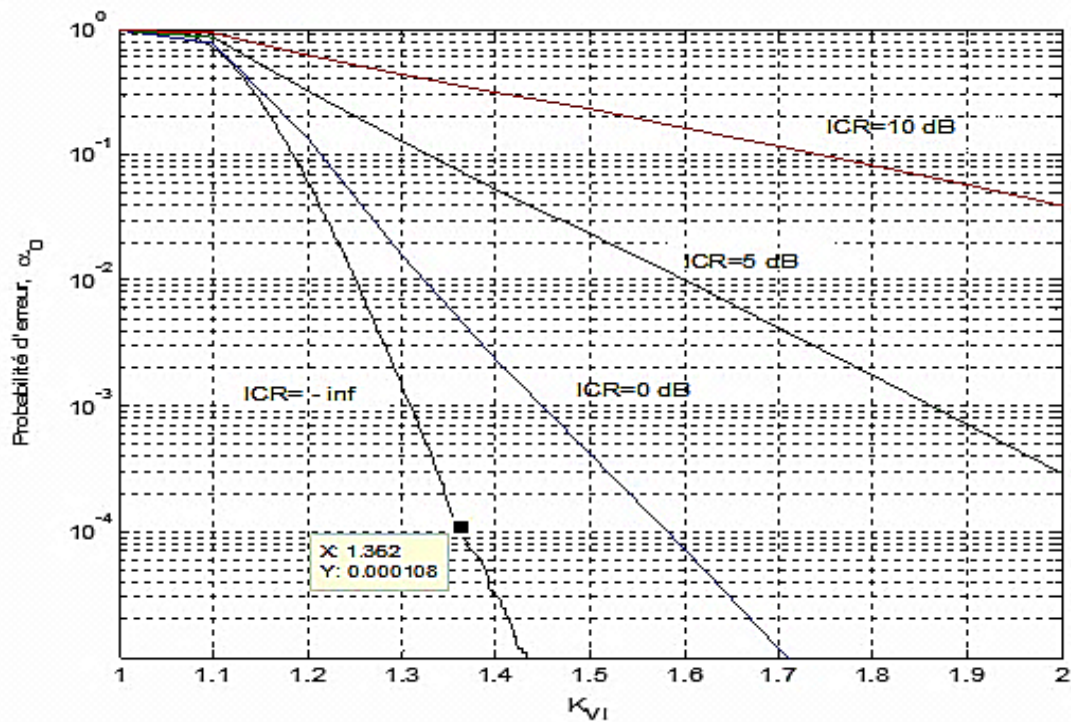
### 6.3 Performances du détecteur SVI-log-t-CFAR

Le premier objectif de cette section est de montrer que le détecteur SVI-log-t-CFAR est réellement CFAR quelque soient les paramètres de forme et d'échelle du clutter Weibull. Pour ce faire, nous devons d'abord évaluer les seuils  $K_{MR}$  et  $K_{VI}$  correspondants en se basant sur les statistiques VI et MR et les probabilités d'erreur respectives  $\alpha_0$  et  $\beta_0$ .

Ensuite, à l'aide des probabilités de sélection de l'environnement PBS, nous devons voir comment, en fonction de l'hétérogénéité du clutter, le détecteur SVI-log-t-CFAR bascule automatiquement vers le détecteur approprié ; à savoir, le détecteur log-t-CFAR, pour un clutter homogène, le détecteur H-MLE/log-t-CFAR ou H-WH/log-t-CFAR, pour une situation de cibles multiples, ou le détecteur AEC-log-t-CFAR, en présence d'un bord de clutter.

### 6.3.1 Evaluation des seuils $K_{VI}$ et $K_{MR}$

Pour les mêmes conditions de simulation qu'avant  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3, P_{fa} = 10^{-4}$  et  $P_{fc} = 10^{-3}$ , les Figures 6.6 et 6.7 montrent, respectivement, les probabilités d'erreur  $\alpha_0$  en fonction du seuil  $K_{VI}$  pour un milieu Weibull homogène ( $ICR = -\infty$ ) et en présence d'une cible interférente à  $ICR = 0, 5$  et  $10$  dB, et la probabilité d'erreur  $\beta_0$  en fonction du seuil  $K_{MR}$  pour un milieu Weibull homogène (cf. équations (3.8) et (3.11), respectivement). Notez qu'en milieu homogène,  $\alpha_0 = 1.08 \times 10^{-4}$  donne  $K_{VI} = 1.362$  tandis que  $\beta_0 = 1.05 \times 10^{-4}$  donne  $K_{MR} = 1.623$ . De plus, comme indiqué précédemment, les deux probabilités d'erreur correspondent approximativement au même ordre de grandeur que la  $P_{fa}$ , notamment  $10^{-4}$ .



**Figure 6.6** Probabilité d'erreur  $\alpha_0$  en fonction du seuil  $K_{VI}$  en milieu Weibull et en présence d'une interférence, pour  $N = 36, \alpha = 1, \beta = 3$  et  $ICR$  comme paramètre.

Il est important de rappeler que les valeurs de  $K_{VI}$  et  $K_{MR}$  sont utilisées concomitamment pour discriminer un environnement homogène d'un environnement hétérogène. Cependant, dans le cas où le processus de discrimination d'hétérogénéité est invoqué pour identifier le type d'hétérogénéité, il convient de fixer les valeurs de  $K_{VI}$  correspondantes au couple de longueurs  $L_{W_a}$  et  $L_{W_b}$  des sous-fenêtres  $W_a$  et  $W_b$ , comme le montre le Tableau 6.4, respectivement. Notez que si nous permutons  $L_{W_a}$  et  $L_{W_b}$ , nous

devrions également le faire pour  $K_{VI_a}$  et  $K_{VI_b}$ . Cela signifie que si le couple (2, 34) correspond à  $(K_{VI_a}, K_{VI_b}) = (1.862, 1.285)$  alors le couple (34, 2) correspond à  $(K_{VI_a}, K_{VI_b}) = (1.285, 1.862)$ .

Tableau 6.4

Différentes valeurs des seuils  $K_{VI_a}$  et  $K_{VI_b}$  en fonction de la taille des sous-fenêtres  $W_a$  et  $W_b$

$(L_{W_a}, L_{W_b})$	(2, 34)	(3,33)	(4,32)	(5,31)	(6, 30)	(7, 29)	(8,28)	(9,27)
$K_{VI_a}$	1.862	1.950	1.828	1.718	1.654	1.582	1.548	1.504
$K_{VI_b}$	1.285	1.291	1.291	1.297	1.302	1.307	1.303	1.311
$(L_{W_a}, L_{W_b})$	(10,26)	(11,25)	(12,24)	(13,23)	(14,22)	(15,21)	(16,20)	(17,19)
$K_{VI_a}$	1.482	1.458	1.443	1.418	1.405	1.399	1.391	1.374
$K_{VI_b}$	1.313	1.319	1.326	1.332	1.335	1.338	1.349	1.358

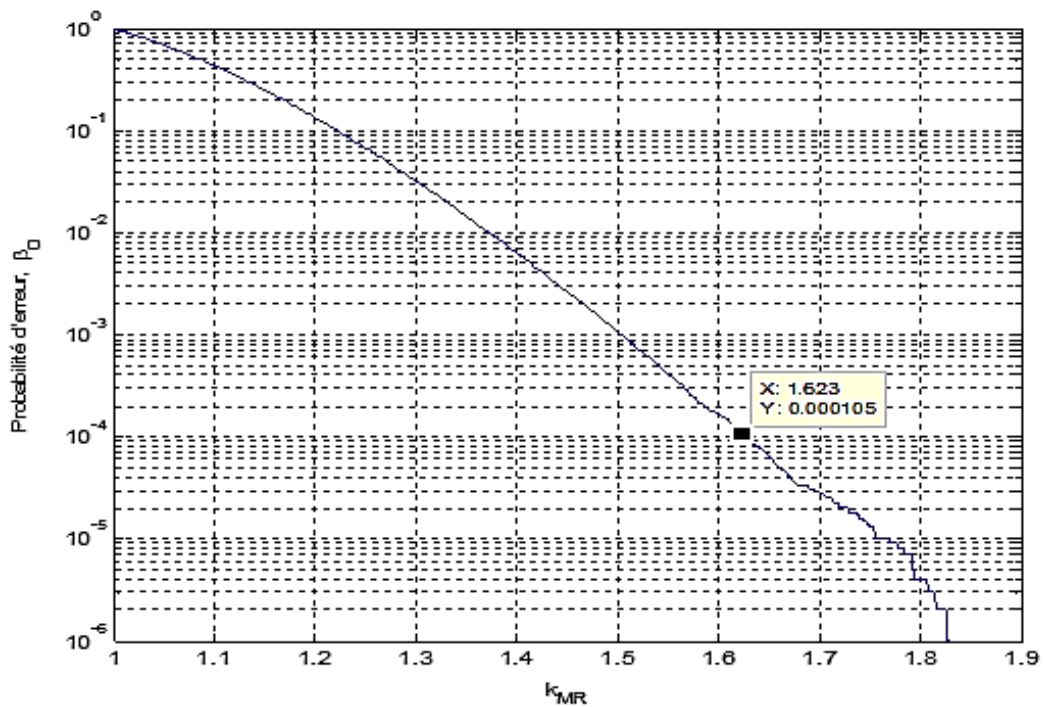
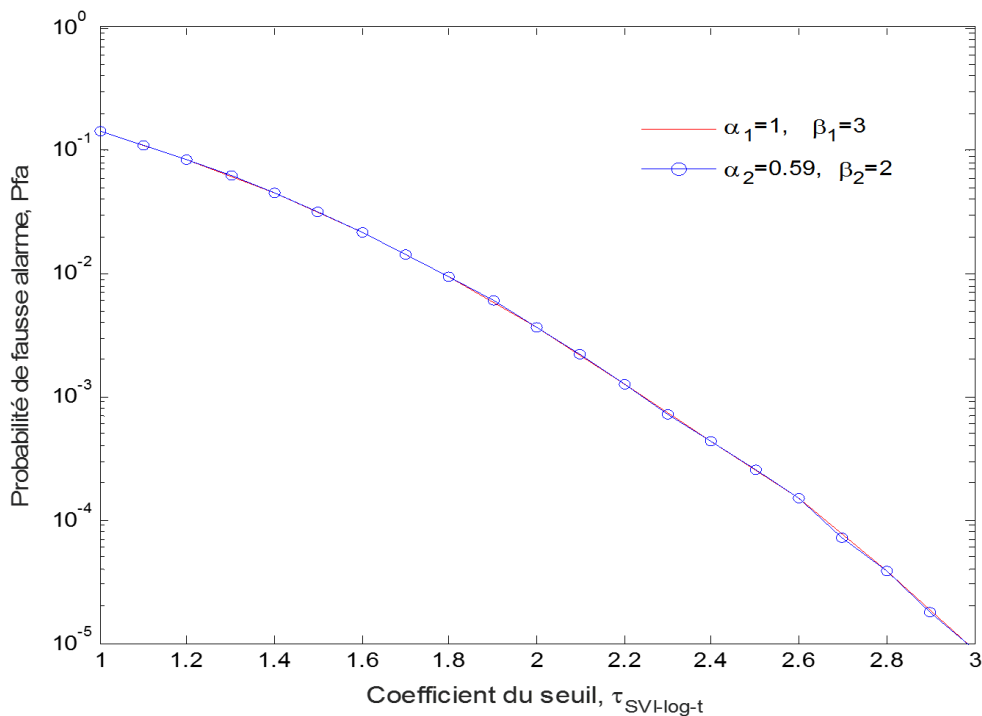


Figure 6.7 Probabilité d'erreur  $\beta_0$  en fonction du seuil  $K_{MR}$ , pour  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ .

### 6.3.2 Analyse de la propriété CFAR du détecteur SVI-log-t-CFAR

Considérons un milieu Weibull homogène, comme les détecteurs hybrides, AEC-log-t-CFAR et log-t-CFAR sont tous CFAR, nous nous attendons aussi à ce que le détecteur

SVI-log-t-CFAR soit aussi CFAR. En effet, pour un nombre de cellules de référence  $N = 36$  et une  $P_{fc} = 10^{-3}$ , la Figure 6.8 montre la  $P_{fa}$  du détecteur SVI-log-t-CFAR en fonction du facteur d'échelle  $\tau_{SVI-log-t}$  pour deux milieux Weibull différents, pour lesquels  $(\alpha_1, \beta_1) = (1, 3)$  et  $(\alpha_2, \beta_2) = (0,59, 2)$ , correspondant, respectivement, à  $(k_{VI1}, k_{MR1}) = (1.362, 1.628)$  et  $(k_{VI2}, k_{MR2}) = (1.782, 2.02)$ . Comme nous pouvons le voir sur cette figure, les deux courbes  $P_{fa}$  se confondent parfaitement. Ainsi, la propriété CFAR du SVI-log-t-CFAR est garantie.



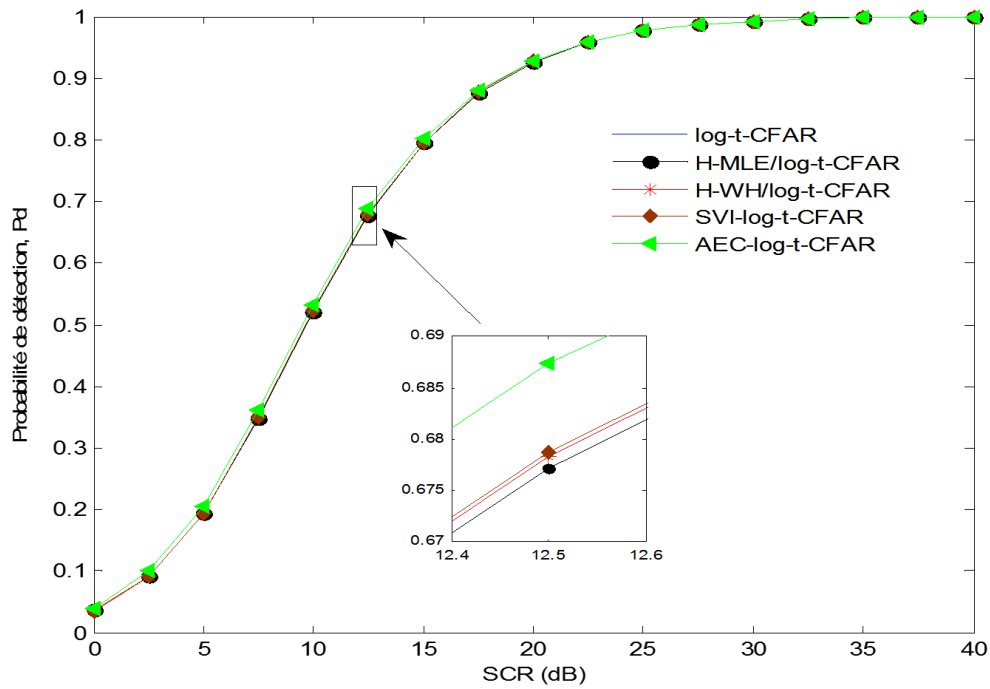
**Figure 6.8** Probabilité de fausse alarme,  $P_{fa}$  du détecteur SVI-log-t-CFAR en fonction du facteur d'échelle  $\tau_{SVI-log-t}$

### 6.3.3 Performance de détection en milieu homogène

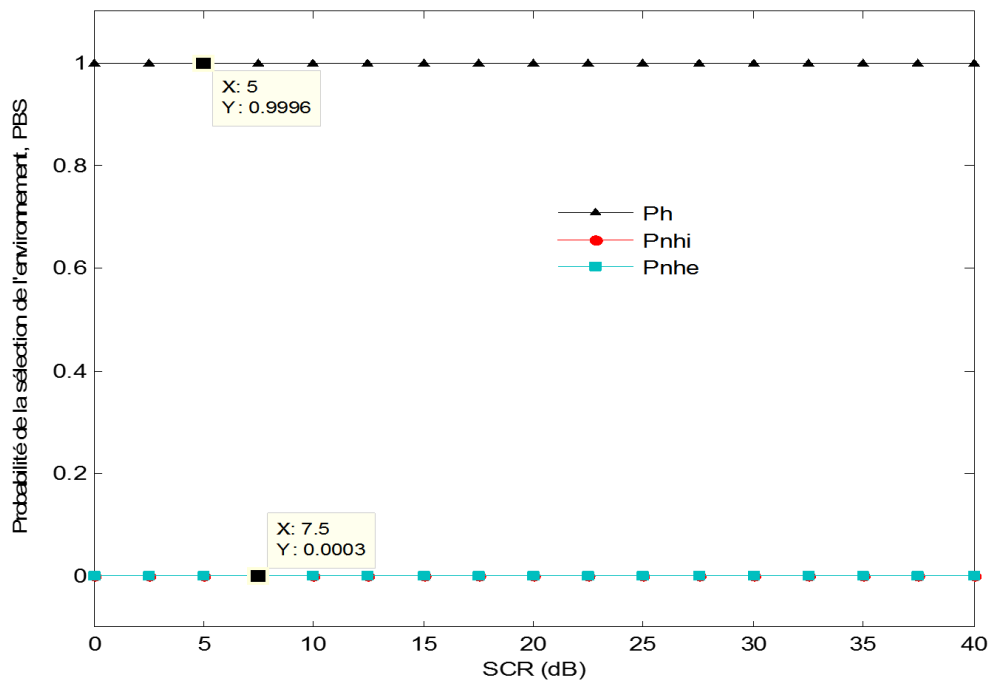
Pour un milieu Weibull homogène, avec les mêmes conditions de simulation de précédemment, la Figure 6.9 montre les  $P_d$  simulées en fonction de SCR des détecteurs log-t-CFAR, H-MLE/log-t-CFAR, H-WH/log-t-CFAR, AEC-log-t-CFAR et SVI-log-t-CFAR. Nous remarquons que toutes les courbes de détection sont presque similaires avec un avantage insignifiant du détecteur AEC-log-t-CFAR.

D'après la Figure 6.10, la PBS atteint la valeur de 0,9996 pour un milieu homogène pour toutes les valeurs de SCR. Ainsi, comme le montre l'organigramme de la Figure 5.3,

le détecteur SVI-log-t-CFAR est susceptible de pister le détecteur log-t-CFAR, dont la  $P_d$  est légèrement réduite par rapport au détecteur AEC-log-t-CFAR



**Figure 6.9** Probabilité de détection  $P_d$  de tous les détecteurs en fonction du SCR dans un milieu Weibull homogène ; pour  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ ,  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

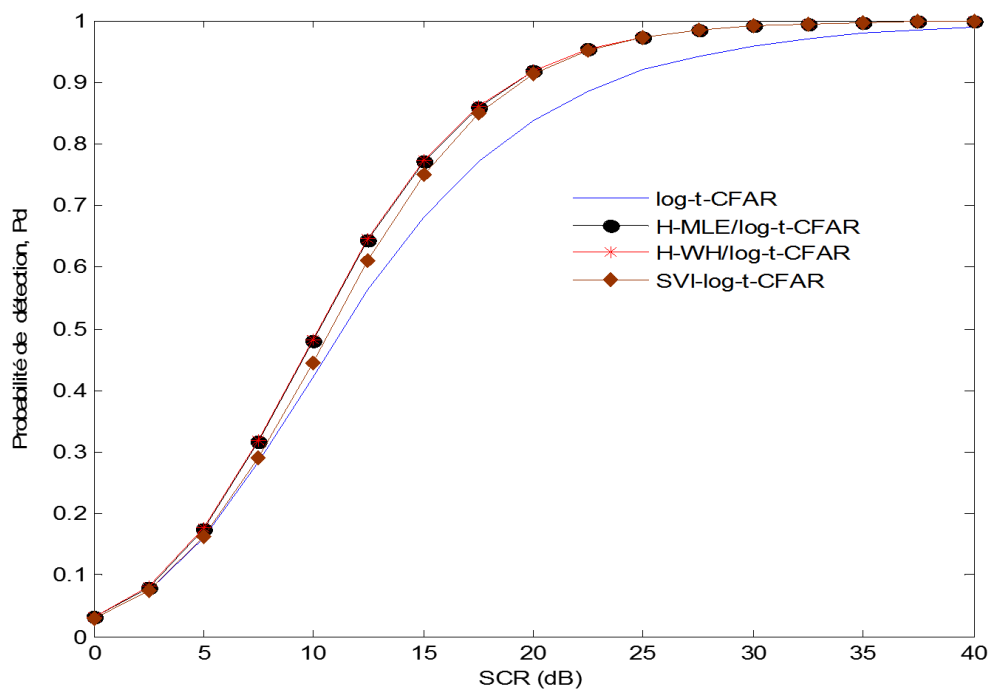


**Figure 6.10** Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.9.

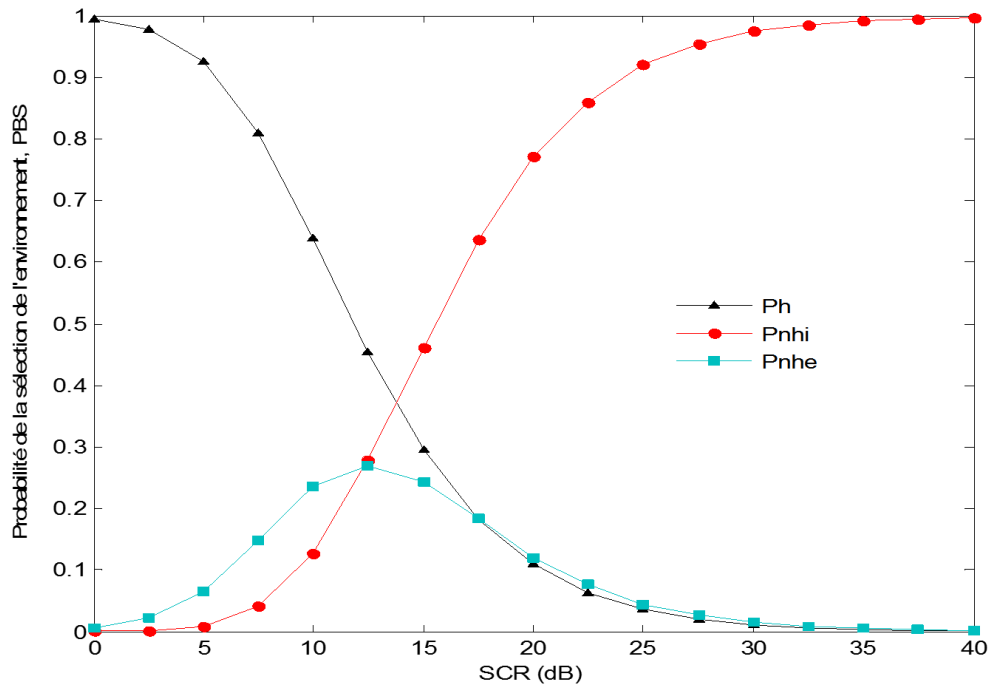
### 6.3.4 Performance de détection en présence de cibles multiples

Pour le même environnement Weibull que précédemment, mais en présence de cibles multiples, nous considérons deux situations. Dans la première, nous supposons qu'une seule cible interférente soit présente dans la sous-fenêtre  $W_a$ . Puis, dans la seconde, nous supposons que deux cibles interférentes soient présentes dans la fenêtre de référence ; l'une dans  $W_a$  et l'autre dans  $W_b$ .

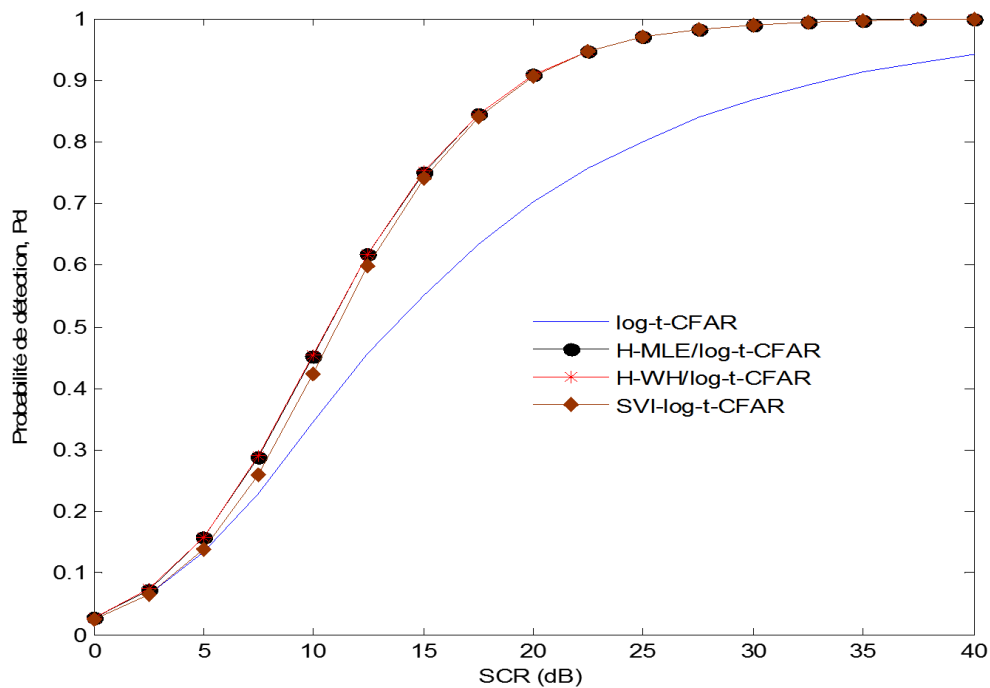
Ainsi, les Figures 6.11 et 6.13 montrent les  $P_d$  simulées en fonction de SCR des détecteurs log-t-, H-MLE/log-t-, H-WH/log-t- et SVI-log-t-CFAR pour une et deux cibles interférentes à  $ICR=SCR$ , respectivement. Nous remarquons que, pour les deux figures, les détecteurs H-log-t-CFAR ont non seulement des courbes de détection qui se confondent, mais également qui surpassent considérablement le détecteur log-t-CFAR. Comme le montre l'organigramme de la Figure 5.3, le détecteur SVI-log-t-CFAR est susceptible de pister l'un ou l'autre des détecteurs H-log-t-CFAR.



**Figure 6.11** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence d'une interférence à  $ICR = SCR$ ; pour  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ ,  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

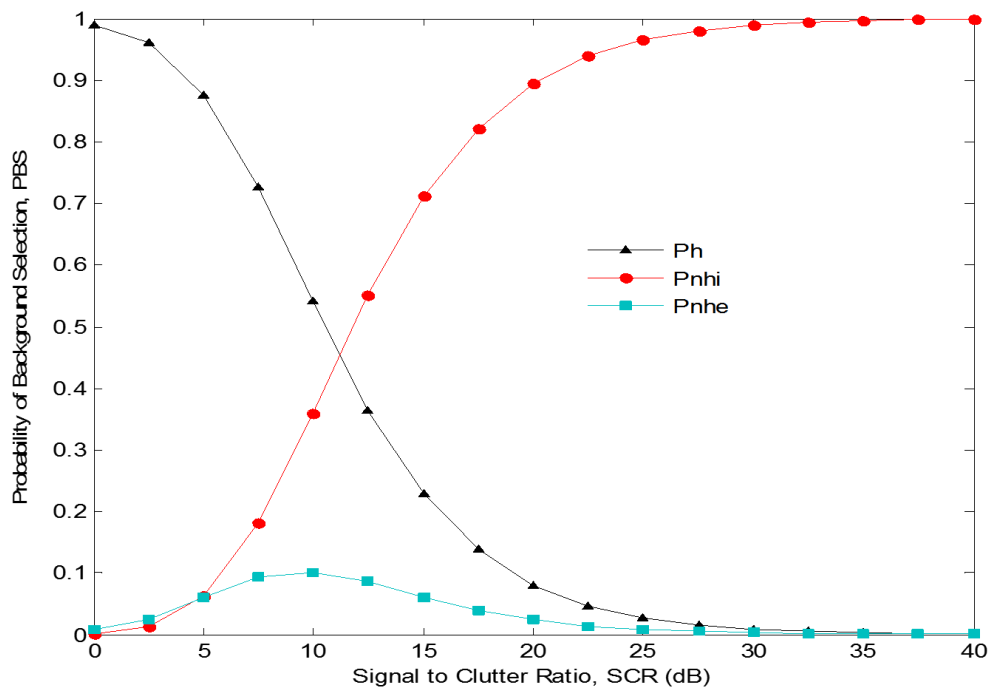


**Figure 6.12** Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.11.



**Figure 6.13** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs dans un milieu Weibull en fonction du SCR en présence de 2 interférences à  $ICR=SCR$  ; pour  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ ,  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

Cependant, selon les Figures 6.12 et 6.14, la PBS montre que le détecteur SVI-log-t-CFAR commence par pister le détecteur log-t-CFAR jusqu'à SCR=7 dB, puis finit par suivre les détecteurs hybrides jusqu'à atteindre une entière superposition à 20 dB. Comme cela a été observé précédemment, notons que, plus il y a d'interférences, plus les performances du détecteur log-t-CFAR se dégradent et meilleures sont celles du détecteur SVI-log-t-CFAR. Enfin, à fur et à mesure que le nombre d'interférences augmente, la PBS d'un bord de clutter diminue au profit de la PBS pour une situation de cibles multiples.

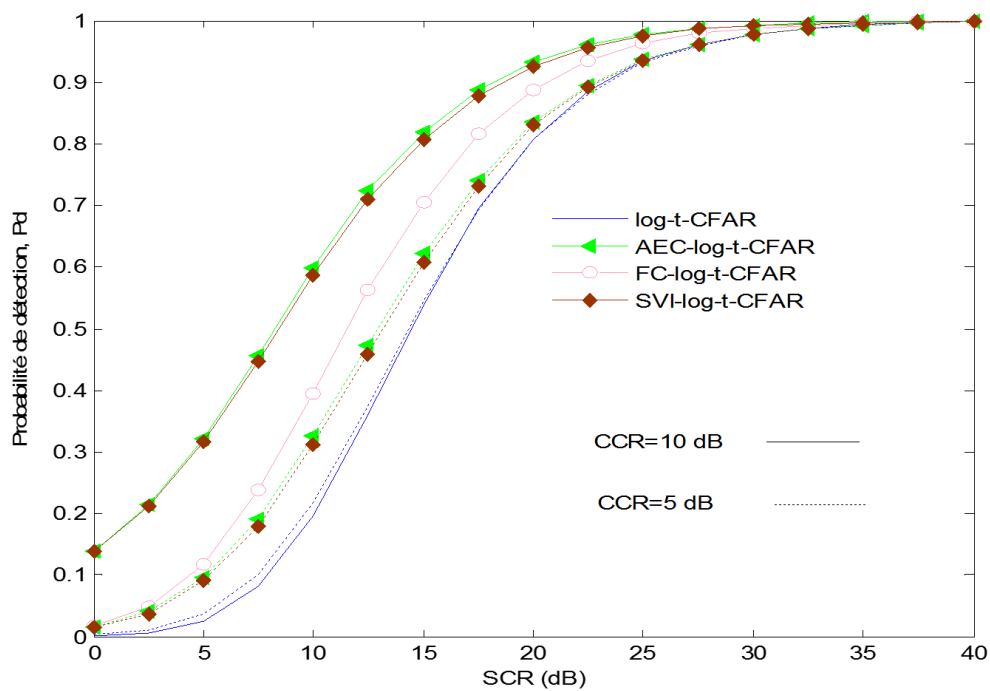


**Figure 6.14** Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.13.

### 6.3.5 Performance de détection en présence d'un bord de clutter

Dans cette section, nous étudions les performances de détection du détecteur SVI-log-t-CFAR dans un milieu Weibull avec une transition de puissance unique pour  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ ,  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ . Dans cette situation, nous supposons que la CUT est noyée dans le clutter de forte puissance et considérons deux cas pour des valeurs de CCR= 5 et 10 dB, de telle manière que dans le premier 18 cellules de référence et la CUT sont immergées dans le clutter de forte puissance, et que dans le second 26 cellules de référence et la CUT sont immergées dans le clutter de forte puissance.

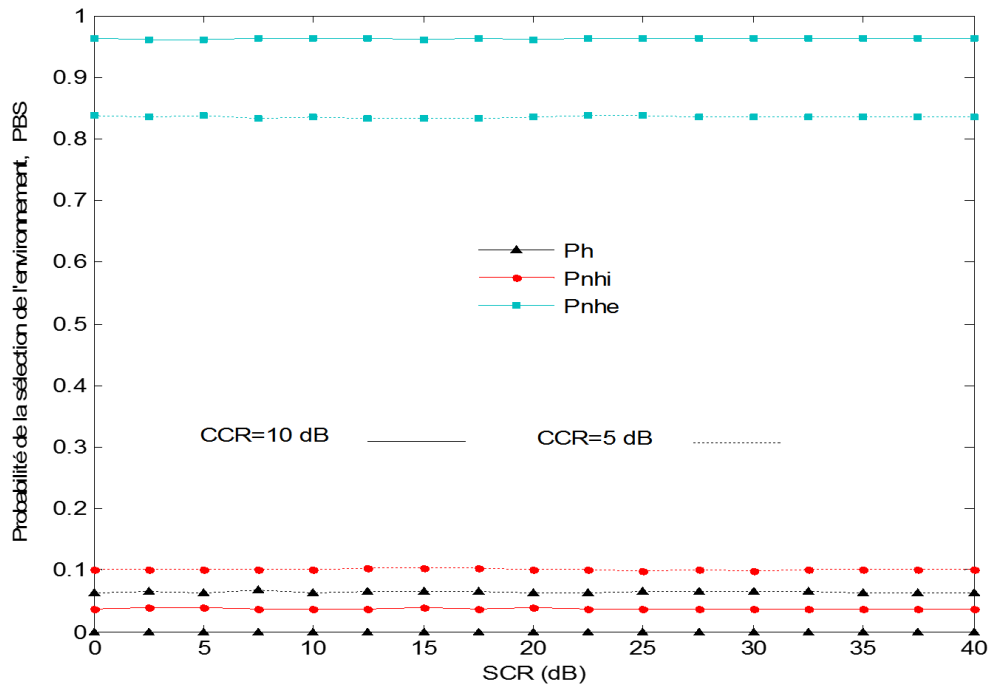
A cet effet, la Figure 6.15 montre, pour la première situation, la  $P_d$  en fonction de SCR des détecteurs log-t-, AEC-log-t-, SVI-log-t- et FC-log-t-. Ce dernier correspond au détecteur log-t-CFAR à censure fixe, c'est-à-dire nous y censurons le nombre exact de cellules formant le clutter de faible puissance. Tout d'abord, nous avons noté que plus le CCR est grand, meilleure est la détection de tous les détecteurs sauf les détecteurs log-t-CFAR et le FC-log-t-CFAR, qui restent insensibles à la valeur de CCR. Le détecteur SVI-log-t-CFAR semble suivre de près le détecteur AEC-log-t-CFAR pour les deux valeurs du CCR ; ce qui est conforme à la Figure 5.3. Parallèlement, les détecteurs log-t-CFAR et FC-log-t-CFAR souffrent tous deux d'une dégradation de la détection. La Figure 6.16 montre que les PBS ( $P_{nhe}$ ) sont suffisamment élevées à  $CCR = 5$  et  $10$  dB, respectivement, pour valider le bon pistage du détecteur AEC-log-t-CFAR par le détecteur SVI-log-t-CFAR.



**Figure 6.15** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter, avec 18 cellules et la CUT noyées dans le clutter de forte puissance ; pour  $K_{VI} = 1.362$ ,  $K_{MR} = 1.623$ ,  $N = 36$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 3$ ,  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .

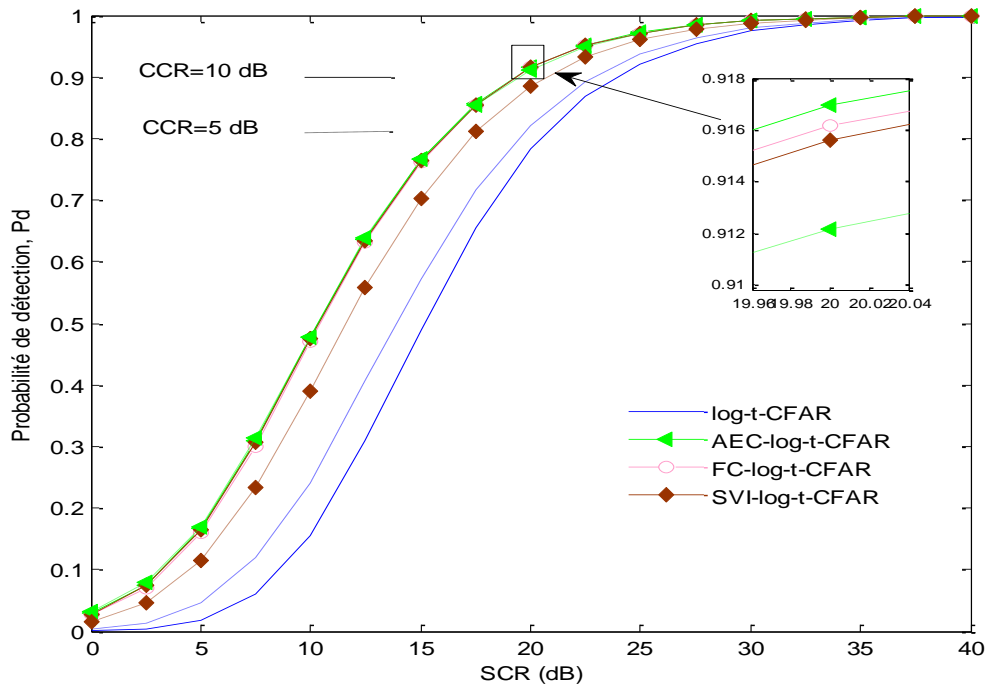
Similairement, pour la deuxième situation, la Figure 6.17 montre les  $P_d$  de tous les détecteurs en fonction de SCR des détecteurs log-t-, AEC-log-t-, SVI-log-t- et FC-log-t-CFAR. Notons tout d'abord que, contrairement à la première situation, le détecteur log-t-CFAR devient sensible aux variations du CCR et subit une nette dégradation lorsque

ce dernier augmente. Cependant, pour  $CCR = 10$  dB, les courbes de détection des détecteurs AEC-log-t-, SVI-log-t- et FC-log-t-CFAR sont très semblables. Cependant, pour  $CCR=5$  dB, le détecteur SVI-log-t-CFAR n'arrive pas à pister le détecteur AEC-log-t-CFAR. Ce résultat n'est pas en accord avec la Figure 5.3, mais correspond aux probabilités de sélection de l'environnement données par la Figure 6.18, c'est-à-dire  $P_{nhe} = 0.5$  et  $P_h = 0,49$ , ce qui correspond à des événements équiprobables, avec un léger avantage à celui inhérent à la présence d'un bord de clutter.

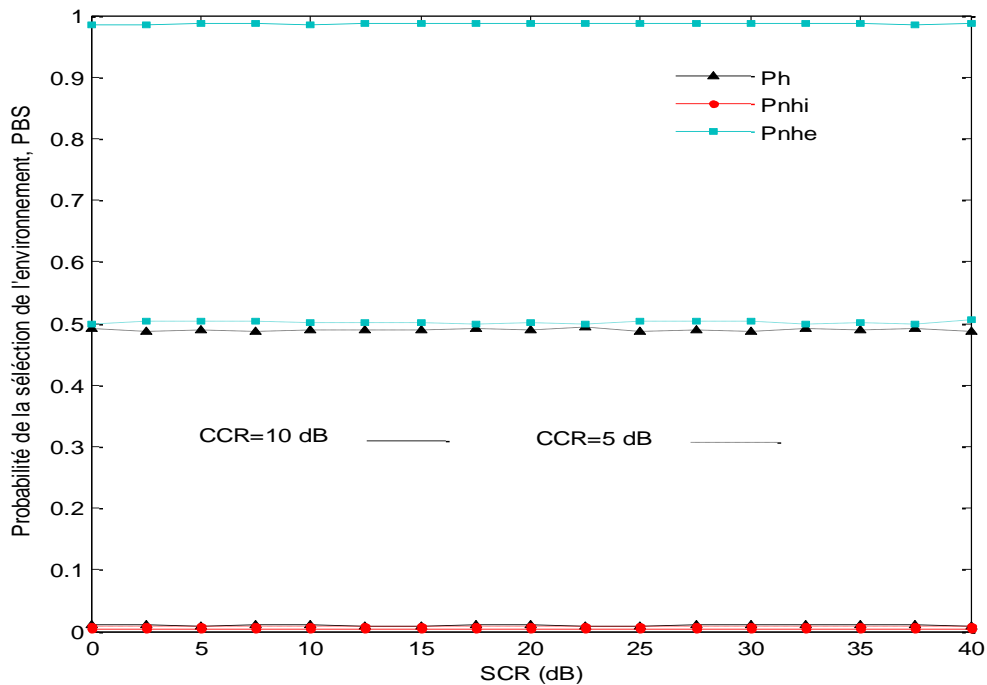


**Figure 6.16** Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.15.

Cela est probablement dû au fait que le discriminateur d'hétérogénéité VI ne fonctionne pas à  $CCR = 5$  dB lorsque la taille de la sous-fenêtre non homogène devient supérieure à la moitié de la taille de la fenêtre de référence. Cependant, pour  $CCR = 10$  dB, le discriminateur d'hétérogénéité semble dépasser un tel dysfonctionnement en atteignant une  $P_{nhe} = 0,98$  ; permettant au détecteur SVI-log-t-CFAR de suivre inébranlablement le détecteur AEC-log-t-CFAR.



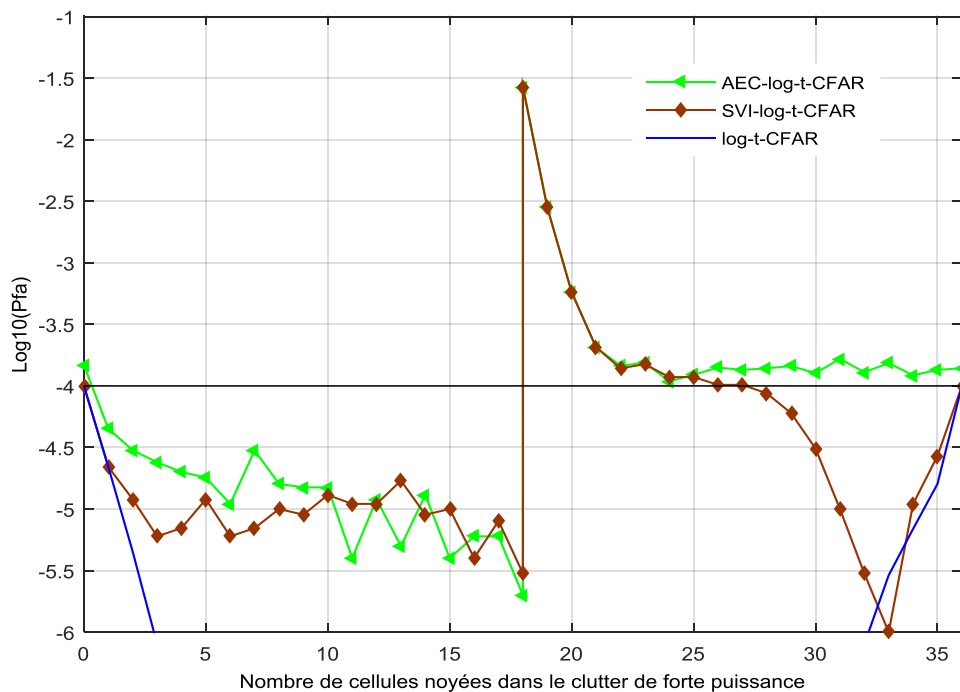
**Figure 6.17** Probabilité de détection,  $P_d$  de tous les détecteurs en fonction du SCR en présence d'un bord de clutter, avec 26 cellules noyées dans le clutter de forte puissance ; pour  $K_{VI} = 1.362$ ,  $K_{MR} = 1.623$   $N = 36$ ,  $\alpha = 1$   $\beta = 3$ ,  $P_{fc} = 10^{-3}$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .



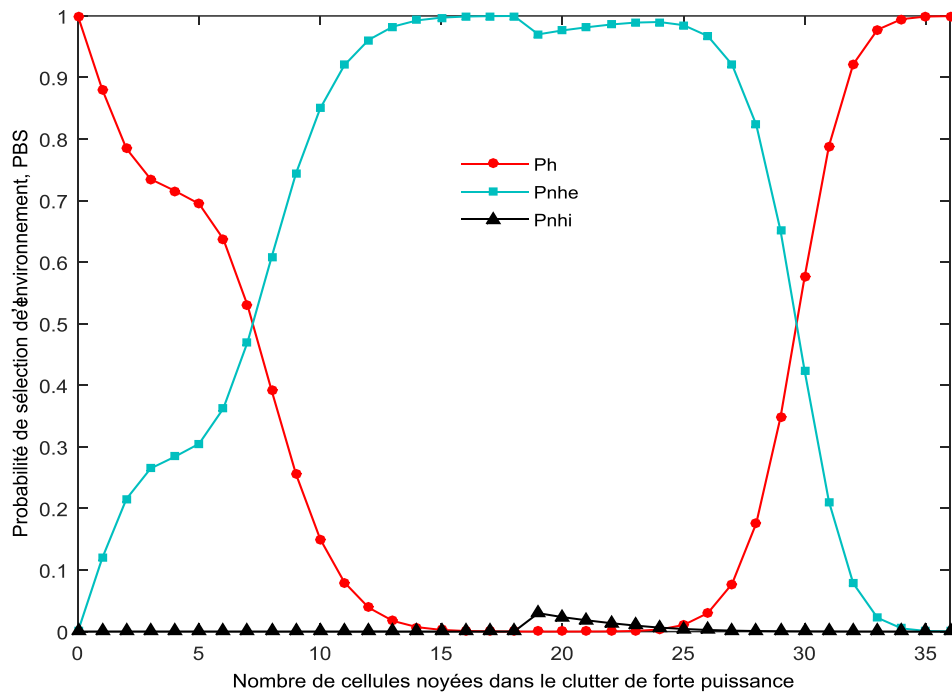
**Figure 6. 18** Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.17.

### 6.3.6 Régulation de la $P_{fa}$ en présence d'un bord de clutter

Pour terminer l'analyse des performances du détecteur SVI-log-t-CFAR, la Figure 6.19 montre le comportement de la  $P_{fa}$  des détecteurs AEC-log-t-, SVI-log-t- et log-t-CFAR en fonction du nombre de cellules immergées dans le clutter de forte puissance à CCR=10 dB, pour  $N = 36$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ . Pour la première moitié de la fenêtre de référence, nous pouvons voir que tous les détecteurs, sauf le détecteur log-t-CFAR, régulent raisonnablement la  $P_{fa}$ . Lorsque le clutter de forte puissance progresse et chevauche la CUT, il induit une coupure nette de la  $P_{fa}$ . Notez que la première configuration du bord de clutter, correspondrait à une  $P_{fa} \approx 10^{-5.5}$ . Ensuite, les détecteurs SVI-log-t-CFAR et AEC-log-t-CFAR semblent reprendre le contrôle jusqu'à où le clutter de forte puissance dépasse la cellule 28 ; auquel cas, le premier perd inexplicablement le contrôle, donnant des valeurs très faibles de la  $P_{fa}$ . En se référant à la Figure 6.20, nous pouvons remarquer que les résultats obtenus corroborent le fait que le détecteur SVI-log-t-CFAR a du mal à discriminer toute transition de puissance qui se produit aux extrémités de la fenêtre de référence.



**Figure 6.19** Régulation de la  $P_{fa}$  de tous les détecteurs en fonction du nombre de cellules de références noyées dans le clutter de forte puissance à CCR=10 dB ; pour  $N = 36$ ,  $k_{VI1} = 1.362$ ,  $k_{MR1} = 1.628$ ,  $k_{VI2} = 1.782$ ,  $k_{MR2} = 2.02$  et  $P_{fa} = 10^{-4}$ .



**Figure 6. 20** Probabilité de sélection de l'environnement, PBS du détecteur SVI-log-t-CFAR relative à la Figure 6.19.

## 6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évalué les performances des nouveaux détecteurs H-log-t-CFAR via les simulations de MC pour différentes configurations du clutter Weibull. Nous avons remarqué que les détecteurs hybrides n'apportent aucune amélioration à la détection en milieu homogène par rapport au détecteur log-t-CFAR. Cependant, malgré le fait qu'ils ne puissent pas être plus performants que le détecteur AC-MLE-CFAR, ils induisent une nette amélioration de la  $P_d$  dans des situations de cibles multiples. Pour un milieu Weibull homogène, nous avons montré que le détecteur SVI-log-t-CFAR est susceptible de pister le détecteur log-t-CFAR, dont la  $P_d$  est un peu réduite par rapport au détecteur AEC-log-t-CFAR. En situation de cibles multiples, nous avons remarqué que le détecteur SVI-log-t-CFAR commence par pister le détecteur log-t-CFAR, puis finit par suivre l'un des détecteurs H-log-t-CFAR jusqu'à atteindre une superposition complète avec ces derniers. Nous avons aussi remarqué que plus il y a d'interférences, plus les performances du détecteur log-t-CFAR se dégradent et meilleures sont celles du détecteur SVI-log-t-CFAR. En présence d'un bord de clutter, nous avons montré que le discriminateur d'hétérogénéité, en l'occurrence les statistique VI et MR n'induisent pas de bons résultats à faibles valeurs du CCR lorsque la taille de la sous-fenêtre non

homogène devient supérieure à la moitié de la taille de la fenêtre de référence. Cependant, pour des valeurs plus élevées du CCR, le discriminateur d'hétérogénéité semble surmonter un tel dysfonctionnement en permettant au détecteur SVI-log-t-CFAR de suivre fermement le détecteur AEC-log-t-CFAR. Enfin, à travers la courbe de la régulation de la  $P_{fa}$ , nous apercevons que le détecteur SVI-log-t-CFAR a des difficultés à discriminer toute transition de puissance qui se produit aux extrémités de la fenêtre de référence.

# Chapitre 7

## Conclusion générale et perspectives

### Résumé

Dans ce dernier chapitre, nous rappelons, en premier, notre point de départ avec la détection CFAR en milieux Weibull et log-normal. Puis, nous rappelons nos contributions et exposons les principaux résultats obtenus pour un environnement Weibull. Enfin, compte tenu des résultats probants de cette thèse, nous terminons ce manuscrit par des propositions de travaux et perspectives futurs qui pourront assoir d'autres résultats pour des applications temps réel.

### Sommaire

7.1 Synthèse de travaux publiés

7.2 Discussions des résultats de cette thèse

7.3 Perspectives et travaux futurs

## 7.1 Synthèses des travaux publiés

Nos premiers pas dans le domaine de la détection adaptative CFAR nous ont menés vers les techniques d'intégration de plusieurs impulsions dans des milieux non gaussiens log-normal et Weibull et nous avons aussi traité le problème de la censure d'un nombre inconnu de cibles interférentes dans la fenêtre de référence où nous avons utilisé les techniques de censure automatique. Dans un premier temps, nous nous sommes focalisés sur le détecteur de Weber-Haykin, auquel nous avons comparé les performances de détection mono-impulsion avec celles obtenues par l'utilisation des techniques d'intégration binaire et conventionnelle. Ensuite, nous avons étudié le détecteur log-t-CFAR associé aux trois méthodes d'intégration non cohérentes : binaire, conventionnelle et non conventionnelle dans un milieu Weibull.

Ceci étant, nous avons constaté une nette amélioration des performances du détecteur log-t-CFAR en milieu Weibull homogène. Malheureusement, ce dernier n'est pas résilient à la présence des cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Le détecteur log-t-CFAR a déjà fait l'objet de nombreuses études permettant de mettre à jour ses diverses potentialités dans des environnements non gaussiens mais aucun travail n'a traité l'association de ce détecteur avec des techniques de censure automatique. C'est pourquoi, nous avons proposé, dans cette thèse de Doctorat en Sciences, la conception et l'analyse d'un détecteur capable de censurer automatiquement les cellules indésirables contenant les échos des interférences susceptibles d'être présents dans la fenêtre de référence sans aucune connaissance *à priori* ni de leur nombre ni des statistiques du milieu Weibull sous investigation. Ceci étant accompli, en se servant uniquement des cellules restantes, nous pouvons avoir recours au seuil de détection du détecteur log-t-CFAR pour décider de la présence ou non de la cible primaire. Pour cela, nous avons introduit deux techniques de détection H-log-t-CFAR issues de l'association du détecteur log-t-CFAR à deux algorithmes de censure automatique. Ces algorithmes de censure automatique utilisant les seuils MLE et Weber-Haykin permettent d'obtenir respectivement les détecteurs H-MLE/log-t-CFAR et H-WH/log-t-CFAR. Ainsi, pour un clutter Weibull, ces derniers sont composés de deux algorithmes, l'un dévoué à la censure CFCR et l'autre dévoué à la détection CFAR où la propriété CFCAR est garantie. La phase de censure automatique a pour but d'estimer le nombre de cibles interférentes susceptibles d'être présentes dans la fenêtre de référence en procédant au tri en ordre croissant de celles-ci. Mais, comme le détecteur log-t-CFAR ne traite pas des cellules de références triées ; les dernières, initialement non ordonnées sont comparées à un seuil de

censure dont la valeur correspond au plus petit échantillon appartenant à l'ensemble non homogène. Les échantillons non censurés ont servi par la suite au calcul du seuil de détection.

Dans un deuxième temps, nous avons proposé un détecteur basé sur la commutation en fonction des statistiques VI et MR. Ce détecteur que nous avons appelé SVI-log-t-CFAR permet de sélectionner le détecteur approprié selon l'état de l'environnement ; à savoir, le détecteur log-t-CFAR lorsque le milieu Weibull est homogène, l'un des détecteur H-log-t-CFAR lorsque le milieu est celui d'une situation de cibles multiples ou le détecteur AEC-log-t-CFAR lorsque le clutter subit une transition de puissance. Pour mettre en valeur les performances de ces trois détecteurs, nous avons mené une série de comparaisons, par le biais des simulations de MC, avec d'autres détecteurs compétitifs de la littérature radar et ce dans diverses situations de clutter Weibull homogène, de cibles multiples ou de bord de clutter.

## 7.2 Discussions des résultats de cette thèse

Le but de ce travail était donc de contribuer à l'amélioration de la qualité de la détection du détecteur log-t-CFAR en milieux non-gaussiens. A cet effet, dans le premier chapitre, nous nous sommes attelés à rappeler l'état de l'art des travaux effectués dans le domaine de la détection CFAR en milieux gaussiens et non-gaussiens. Ensuite, nous avons posé la problématique à traiter et précisé les motifs de notre contribution dans le domaine de la détection radar.

Dans le deuxième chapitre, nous avons commencé par donner un bref aperçu sur le principe de fonctionnement d'un radar Doppler pulsé. Ensuite, nous avons exposé les notions liées à la détection adaptative CFAR dans les systèmes radars. Enfin, nous avons introduit les distributions les plus utilisées pour modéliser les cibles et le clutter.

Dans le troisième chapitre, nous avons fait rappel de quelques détecteurs couramment utilisés pour améliorer la détection CFAR en milieux homogènes et non homogènes. Ce chapitre est fondamental, car il nous a servi pour le développement des techniques basés sur la censure automatique des cibles interférentes, la censure du bord de clutter et celle basée sur les statistiques VI et MR.

Le quatrième chapitre, quant-à-lui, expose les résultats de l'application des techniques d'intégration non cohérente : conventionnelle, non-conventionnelle et binaire

dans des milieux non gaussiens Weibull et log-normal. Nous avons trouvé que ces techniques améliorent le taux de détection en situation homogène. Pour des situations de cibles multiples, l'utilisation d'un algorithme de censure est très nécessaire.

Dans le cinquième chapitre, nous avons proposé et décrit les détecteurs H-MLE/log-t-CFAR, H-WH/log-t-CFAR et SVI-log-t-CFAR pour un environnement non-gaussien suivant une loi Weibull. Les deux premiers détecteurs proposés ont pour objectif de permettre au détecteur log-t-CFAR de mieux opérer en situation de cibles multiples et ce sans aucune connaissance *à priori* du nombre de cibles interférentes et les statistiques du clutter. Le détecteur SVI-log-t-CFAR commute ainsi, selon l'état de l'environnement, vers le détecteur approprié parmi les trois détecteurs basés sur le détecteur log-t-CFAR.

Pour montrer les résultats de nos contributions, nous avons montré, au chapitre cinq, à travers les simulations de MC, les performances de détection des détecteurs proposés pour différentes situations de clutter. Au début de ce chapitre, nous avons effectué, en termes de temps de calcul, une comparaison entre les deux détecteurs H-log-t-CFAR où le détecteur H-MLE/log-t-CFAR s'est avéré le plus onéreux des deux en temps de calcul. Cela est bien sûr dû à la phase d'estimation des paramètres. Pour choisir une valeur de manière vraisemblable de la  $P_{fc}$ , nous avons alors tracé les courbes ROC des détecteurs H-log-t-CFAR. Ces courbes ont la particularité d'illustrer la relation entre la  $P_d$  et la  $P_{fc}$  pour une constante. Ensuite, nous avons comparé les détecteurs H-log-t-CFAR à d'autres concurrents trouvés dans la littérature radar. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité des détecteurs hybrides en présence d'un nombre inconnu de cibles interférentes dans un clutter Weibull par rapport au détecteur log-t-CFAR, lequel devient inopérant avec l'augmentation du nombre de cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Cependant, les performances de ces détecteurs n'arrivent pas à surpasser celles obtenues par le détecteur AC-MLE-CFAR.

Une fois cette étape validée, nous nous sommes ensuite intéressés à l'analyse des performances du détecteur SVI-log-t-CFAR. Pour cela, nous avons calculé, en premier, les paramètres des seuils  $K_{VI}$  et  $K_{MR}$ . Par la suite, nous avons prouvé le caractère CFAR de ce détecteur. Les performances du détecteurs SVI-log-t-CFAR ont été étudiées pour différentes situations de clutter Weibull via des comparaisons successives à d'autres détecteurs compétiteurs de la littérature radar. Nous avons pu constater que la valeur de la probabilité de sélection de l'environnement, PBS est insensible aux valeurs de SCR en milieu homogène et en présence d'un bord de clutter. Par ailleurs, nous avons trouvé qu'elle corrobore bien

les résultats de la procédure de commutation entre les différents détecteurs pour un  $ICR = SCR$  en situations de cibles multiples. Nous avons remarqué que le détecteur SVI-log-t-CFAR commute vers le détecteur log-t-CFAR en milieu Weibull homogène avec un taux de 99.96%. Lorsque la fenêtre de référence contient des cellules contaminées par les échos de cibles interférentes, le détecteur SVI-log-t-CFAR commute entièrement vers le détecteur hybride à partir de  $SCR=20dB$ . Cependant, si les deux sous-fenêtres en amont et en aval de la CUT sont inhomogènes, la PBS de bord de clutter est réduite en faveur d'une situation de cibles multiples par rapport au cas où une seule sous-fenêtre est inhomogène.

En présence d'un bord de clutter, nous avons remarqué que le discriminateur d'hétérogénéité a du mal à traiter les cas de faibles valeurs du CCR et lorsque la taille de la sous-fenêtre non homogène devient supérieure à la moitié de la taille de la fenêtre de référence. Ceci n'étant pas le cas pour des valeurs plus élevées du CCR où le détecteur SVI-log-t-CFAR arrive à suivre correctement le détecteur AEC-log-t-CFAR. Nous avons trouvé aussi que le détecteur SVI-log-t-CFAR a des difficultés à discriminer toute transition de puissance qui se produit aux extrémités de la fenêtre de référence. Suite à ces résultats, nous envisageons certains travaux futurs et des perspectives que nous citons dans la section suivante.

### 7.3 Perspectives et Travaux Futurs

Les résultats probants obtenus lors de l'application des détecteurs H-MLE/log-t-, H-WH/log-t- et SVI-log-t-CFAR dans un milieu Weibull, ouvrent la voie vers de nombreux axes de recherche, notamment :

- 1) Afin de se rapprocher davantage des dernières recherches dans la littérature radar, il semblerait intéressant d'étendre l'application des techniques de détection proposées vers d'autres environnements non gaussiens.
- 2) Pour se rapprocher encore plus des applications réelles, il est possible d'étendre l'application des techniques de détection proposées vers les radars MIMO avec des cibles non corrélées ou partiellement corrélées dans un environnement Weibull.
- 3) Vu l'existence de plusieurs techniques de censure automatique, il serait judicieux de combiner le détecteur log-t-CFAR avec d'autres méthodes de censure automatique unilatérale et même bilatérale pour prendre en considération le cas où les deux types d'hétérogénéités sont concomitamment présentes.

- 4) Proposer un bon substitut à la statistique VI, capable d'améliorer les performances globales du détecteur SVI-log-t-CFAR tout en réalisant une bonne régulation de la  $P_{fa}$ .
- 5) Le domaine de la détection radar maritime fait appel à l'application des détecteurs proposés sur des données réelles trouvées dans des bases personnalisées. A cet effet, nous pourrions aussi envisager l'utilisation de ces détecteurs avec des données réelles.
- 6) Enfin, suivre l'évolution scientifique des processus de détection radar qui intègrent les techniques basées sur l'apprentissage profond (Deep Learning) et l'apprentissage automatique (Machine Learning) afin de remplacer les techniques standard de traitement du signal radar.

# Bibliographie

- [1] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory*. Englewood Cliff, NJ, USA : Prentice-Hall PTR, 1998.
- [2] J. P. Z. Peebles., *Radar Principles*, John Wiley & Sons, New York, 1998.
- [3] C. Tanaka, " Closed form expressions for the probability of detection for an envelope detection approximation GO-CFAR processor", California, Naval Postgraduate School, 1994.
- [4] F. E. Nathanson, J. P. Reilly, and M.N. Cohen., *Radar Design Principles: Signal Processing and the Environment*, 2nd Ed., SciTech Publishing, Inc. New Jersey, 1999.
- [5] D. K. Barton, and S. A. Leonov, *Radar technology encyclopedia*, Ed., Artech House, Boston, 1997.
- [6] P. P. Gandhi and S.A. Kassam, "Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background", IEEE Trans. -AES, vol. 24, no 4, p. 427–445, 1988. [Doi: 10.1109/7.7185](https://doi.org/10.1109/7.7185).
- [7] B.R. Mahafza, *Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB*, 3rd Ed., Chapman and Hall/CRC, Alabama, 2013.
- [8] C. Hao, D. Orlando, and J. Liu, C. Yin, *Advances in Adaptive Radar Detection and Range Estimation*, Singapore: Springer, 2022.
- [9] H.M. Finn, and R.S. Johnson "Adaptive detection mode with threshold control as function of spatially sampled clutter level estimates", RCA Rev, vol. 29, p. 414–463, 1968.
- [10] V. Hansen, "Constant false alarm rate processing in search radars", IEE Int. Radar Conf., p. 325-332, London, 1973.
- [11] P.P. Gandhi, and S.A. Kassam., "Adaptive Order Statistic and Trimmed Mean CFAR radar detectors", 4th IEEE Region 10 Int. Conf. TENCON, p. 832-835, Bombay, India, 1989. [Doi: 10.1109/TENCON.1989.177065](https://doi.org/10.1109/TENCON.1989.177065).
- [12] M. Barkat, *Signal Detection and Estimation*, 2nd Ed., Artech House, Boston, 2005.
- [13] A. Farina, F. Gini, M.V. Greco., and L. Verrazzani, "High resolution sea clutter data: Statistical analysis of recorded live data", IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation, vol. 144, no 3, p. 121-130, 1997. [Doi: 10.1049/ip-rsn:19971107](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:19971107).

- [14] M. Sekine, and Y. MAO, *Weibull radar clutter*, vol. 3, P. Peregrinus, Ed., IEE radar, sonar, navigation and avionics series, London, 1990.
- [15] E. Conte, M. Longo, M. Lops, and G. Ricci, "Detection of fluctuating targets in correlated K-distributed clutter", Int. Conf. on Radar (CICR-91), p. 381–384, Beijing, China.1991.
- [16] G. V. Trunk, and S. F. George, "Detection of targets in non-Gaussian sea clutter", IEEE Trans. -AES, vol. 6, no. 5, p. 620-628, 1970. [Doi: 10.1109/TAES.1970.310062](https://doi.org/10.1109/TAES.1970.310062).
- [17] G.V Trunk., " Radar resolution of targets using automatic detection", IEEE Trans. - AES, vol. 14, no 5, p. 750–755, 1978. [Doi: 10.1109/TAES.1978.308625](https://doi.org/10.1109/TAES.1978.308625).
- [18] M. E. Smith., and P. K. Varshney, "Intelligent CFAR processor based on data variability", IEEE Trans. -AES, vol. 36, no 3, p. 837–847, 2000. [Doi: 10.1109/7.869503](https://doi.org/10.1109/7.869503).
- [19] M. Barkat and P. K. Varshney, "On Adaptive Cell-Averaging CFAR Radar Signal Detection", Technical Report, RADC-TR-87-160, Rome Air Development Center, Air Force Systems Command, Griffis Air Force Base, Syracuse, N.Y. 13441, 1988.
- [20] W. Zhou, J. Xie, and K. Xi, Y. Du, "Modified cell averaging CFAR detector based on Grubbs criterion in non-homogeneous background", IET Radar, Sonar and Navigation, vol. 13, p. 104–112, 2019. [Doi:10.1049/iet-rsn.2018.5160](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2018.5160).
- [21] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations", IEEE Trans. -AES, vol. 19, no 4, p. 608–621, 1983. [Doi: 10.1109/TAES.1983.309350](https://doi.org/10.1109/TAES.1983.309350).
- [22] A.R. Elias-Fuste, M.G. G. de Mercado, and E. de los Reyes Davo, "Analysis of some modified Order statistics CFAR: OSGO and OSSO CFAR", IEEE Trans. - AES, vol. 26, no 1, p. 197–202, 1990. [Doi: 10.1109/7.53424](https://doi.org/10.1109/7.53424).
- [23] S.D. Himonas, and M. Barkat, " Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments", IEEE Trans. -AES., vol. 28, no. 1, p. 286–304, 1992. [Doi: 10.1109/7.135454](https://doi.org/10.1109/7.135454).
- [24] H. You, "Performance of some generalized modified order statistics CFAR detectors with automatic censoring technique in multiple target situations", IEE Proc. Radar Sonar Navig., vol. 141, no 4, p. 205–212, 1994. [Doi: 10.1049/ip-rsn:19941159](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:19941159).
- [25] H. You, and G. Jian, "A new CFAR detector with greatest of selection", Proceedings Int. Radar Conf., p. 589-591, Alexandria, VA, USA, 1995. [Doi: 10.1109/RADAR.1995.522614](https://doi.org/10.1109/RADAR.1995.522614).

- [26] H. You, G. Jian, P. Yingning, and L. Dajin, "A new CFAR detector based on ordered statistics and cell averaging", Proc. of Int. Radar Conf., p. 106-108, Beijing, China, 1996. [Doi: 10.1109/ICR.1996.573783](https://doi.org/10.1109/ICR.1996.573783).
- [27] L. Tabet, "Analyse du détecteur GS-CFAR dans un clutter gaussien et du détecteur VI-CFAR dans un clutter de distribution  $K$ ", Université de Constantine, 2010.
- [28] M. Baadeche, and F. Soltani, "Performance comparison of some CFAR detectors in homogenous and non-homogenous clutter ", IEEE Int. Conf. Signal and Image Processing applications (ICSIPA), p. 101-105, Melaka, Malaysia, 2013. [Doi: 10.1109/ICSIPA.2013.6707985](https://doi.org/10.1109/ICSIPA.2013.6707985).
- [29] B. Magaz, A. Belouchrani, and M. Hamadouche, "A new adaptive linear combined CFAR detector in presence of interfering targets", Prog. Electromagn. Res. B, vol 34, p. 367–387, 2011. [Doi:10.2528/PIERB11012603](https://doi.org/10.2528/PIERB11012603).
- [30] R. Viswanathan, and A. Eftekhari, "A selection and estimation test for multiple target detection", IEEE Trans. -AES, vol. 28, p. 505-519, 1992. [Doi: 10.1109/7.144576](https://doi.org/10.1109/7.144576).
- [31] R. Rifkin, "Analysis of CFAR performance in Weibull clutter", IEEE Trans. -AES, vol. 30, no 2, p. 315-328, 1994. [Doi: 10.1109/7.272257](https://doi.org/10.1109/7.272257).
- [32] B. Barbooy, A. Lomes, and E. Perkalski, "Cell-Averaging CFAR for Multiple-Target Situations", IEE Proc. F, Communications, Radar and Signal Processing, vol. 133, no 2, p. 176–186, 1986. [Doi: 10.1049/ip-f-1.1986.0028](https://doi.org/10.1049/ip-f-1.1986.0028).
- [33] J.T. Rickard, and G.M. Dillard, "Adaptive Detection Algorithms for Multiple-Target Situations", IEEE Trans. -AES, vol. 13, no 4, p. 338-343, 1977. [Doi: 10.1109/TAES.1977.308466](https://doi.org/10.1109/TAES.1977.308466).
- [34] J. A. Ritcey., "Performance Analysis of the Censored Mean Level Detector", IEEE Trans. -AES, vol. 22, no. 4, p. 443-454., 1986. [Doi: 10.1109/TAES.1986.310780](https://doi.org/10.1109/TAES.1986.310780).
- [35] E.K. Al-Hussaini, and B.M. Ibrahim, "Comparison of Adaptive Cell-Averaging Detectors for Multiple Target Situations", IEE Proc. F, Communications, Radar and Signal Processing vol. 133., no3, p. 217-223., 1986. [Doi: 10.1049/ip-f-1.1986.0037](https://doi.org/10.1049/ip-f-1.1986.0037).
- [36] C.J. Kim, and H. S. Lee, "Detection analysis of a generalized order statistics CFAR detector for a correlated Rayleigh target", Signal Processing, vol. 47, no 2, p. 227-233, 1995. [Doi: 10.1016/0165-1684\(95\)00109-3](https://doi.org/10.1016/0165-1684(95)00109-3).
- [37] D.T. Nagle and J. Saniie, "Performance analysis of linearly combined order statistic CFAR detectors", IEEE Trans. -AES, vol. 31, no 2, p. 522-533, 1995. [Doi : 10.1109/7.381903](https://doi.org/10.1109/7.381903).

- [38] S.D. Himonas, "Adaptive Censored Greatest-Of CFAR Detection", *IEE Proc. F, Radar and Processing*, vol. 139, no 3, p. 247-255, 1992. [Doi: 10.1049/ip-f-2.1992.0032](https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1992.0032).
- [39] A. Farrouki, and M. Barkat, "Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for non-homogeneous environments", *IEE Processing. Radar Sonar Navig.*, vol. 152, no 1, p. 43-51, 2005. [Doi :10.1049/ip-rsn:20045006](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20045006).
- [40] T. Laroussi, "Détection Adaptative CFAR de Cibles Chi-square Corréllées à Plusieurs Degrés de Liberté en Présence de Fouillis Rayleigh Corréllé", Thèse de doctorat, Université de Constantine, 2005.
- [41] E. Fishler, A. Haimovich, R.S. Blum, L.J. Cimini, D. Chizhik, and R.A. Valenzuela, "Spatial diversity in radars – models and detection performance", *IEEE Trans. -AES*, vol. 54, no3, p. 823–838, 2006. [Doi : 10.1109/TSP.2005.862813](https://doi.org/10.1109/TSP.2005.862813).
- [42] P. Sammartino, C. Baker, and H. Griffiths, "Adaptive MIMO radar system in clutter", *IEEE Radar Conf.*, p. 276-281, Waltham, MA, USA, 2007. [Doi : 10.1109/RADAR.2007.374227](https://doi.org/10.1109/RADAR.2007.374227).
- [43] N. Janatian, M. Modarres-Hashemi, and A. Sheikhi, "CFAR detectors for MIMO radars". *Circuits Syst. Signal Process.*, vol. 32, no 13, p. 1389–1418, 2013. [Doi :10.1007/s00034-012-9518-7](https://doi.org/10.1007/s00034-012-9518-7).
- [44] M. Baadeche and F. Soltani, "Performance analysis of ordered CFAR detectors for MIMO radars", *Digit. Signal Process.*, vol. 44, p. 47–57, 2015. [Doi: 10.1016/j.dsp.2015.05.010](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2015.05.010).
- [45] F. Gini, F. Lombardini, and L. Verrazzani, "Decentralized CFAR detection with binary integration in Weibull clutter", *IEEE Trans. -AES*, vol. 33, no 2, p. 396–407, 1997. [Doi : 10.1109/7.575867](https://doi.org/10.1109/7.575867).
- [46] X.W. Meng, "Performance analysis of ordered-statistic greatest of constant false alarm rate with binary integration for M-sweeps", *IET Radar Sonar Navig.*, vol. 4, no 1, p. 37–48, 2010. [Doi: 10.1049/iet-rsn.2008.0119](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2008.0119).
- [47] X.W. Meng, "Performance analysis of OS-CFAR with binary integration for Weibull background", *IEEE Trans. -AES*, vol. 49, no 2, p. 1357–1366, 2013. [Doi : 10.1109/TAES.2013.6494420](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.6494420).
- [48] X.W. Meng., "Performance analysis of ordered-statistic greatest of constant false alarm rate with binary integration for M-sweeps", *IET Radar Sonar Navig.*, vol. 4, no 1, p. 37-48, 2010. [Doi : 10.1049/iet-rsn.2008.0119](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2008.0119).

- [49] H.A. Meziani and F. Soltani, "Optimum second threshold for the CFAR binary integrator in Pearson-distributed clutter", *SIViP*, vol. 6, p. 223–230, 2012. [Doi: 10.1007/s11760-010-0207-3](https://doi.org/10.1007/s11760-010-0207-3).
- [50] H.A. Meziani, "Analyse des détecteurs adaptatifs CFAR dans un clutter de distribution Pearson", Thèse de doctorat, Université de Constantine 2009.
- [51] N. Detouche, and T. Laroussi, "Performance Comparison of Binary and Conventional Non-Coherent Integrations Using Weber-Haykin Detection Threshold against Heterogeneous Weibull Clutter", 1st Int. Conf. on Systems and Information Processing (ICSIP), Guelma, Algeria, 2009.
- [52] N. Detouche and T. Laroussi, "Forward and Backward Automatic Censoring Binary Integration Detectors Using Weber-Haykin Thresholding", *IEEE Int. Conf. on Signal and Image Processing Applications*, p. 7-11, Kuala Lumpur, Malaysia, 2011. [Doi: 10.1109/ICSIPA.2011.6144071](https://doi.org/10.1109/ICSIPA.2011.6144071).
- [53] N. Detouche, and T. Laroussi, "Extensive Monte Carlo Simulations for Performance Comparison of Three Non-Coherent Integrations Using Log-t-CFAR Detection against Weibull Clutter", 6th Int. Conf. on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), p. 726-729, Sousse, Tunisia, March, 2012. [Doi: 10.1109/SETIT.2012.6482004](https://doi.org/10.1109/SETIT.2012.6482004).
- [54] G. B. Goldstein, "False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter", *IEEE Trans. -AES*, vol. 9, no 1, p. 84-92, 1973. [Doi : 10.1109/TAES.1973.309705](https://doi.org/10.1109/TAES.1973.309705).
- [55] P. Weber and S. Haykin, "Ordered statistic CFAR processing for two parameter distributions with variable skewness", *IEEE Trans. -AES*, vol. 21, no 6, p. 819-821, 1985. [Doi : 10.1109/TAES.1985.310668](https://doi.org/10.1109/TAES.1985.310668).
- [56] R. Ravid, and N. Levanon, "Maximum likelihood CFAR for Weibull background", *IEE Proceedings-F*, vol. 139, no 3, p. 256-264, 1992. [Doi : 10.1049/ip-f-2.1992.0033](https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1992.0033).
- [57] M. Guida, M. Longo, and M. Lops, "Biparametric Linear Estimation for CFAR against Weibull Clutter", *IEEE Trans. -AES*, vol. 28, no 1, p. 138-151, 1992. [Doi : 10.1109/7.135440](https://doi.org/10.1109/7.135440).
- [58] M. Guida, M. Longo, and M. Lops, "Biparametric CFAR procedures for lognormal clutter", *IEEE Trans. -AES*, vol. 29, no 3, p. 798-809, 1993. [Doi : 10.1109/7.220931](https://doi.org/10.1109/7.220931).
- [59] M.N. Almarshad, S.A. Alshebeili, and M. Barkat, "A Forward automatic censored cell-averaging detector for multiple target situations in Log-Normal clutter", *PWASET*, vol. 17, p. 1307-1318, 2006.

- [60] M.N. Almarshad., M. Barkat, and S.A. Alshebeili, "A Monte Carlo simulation for two novel automatic censoring techniques of radar interfering targets in Log-normal clutter", *Signal Proc.*, vol. 88, no 3, p. 719-732, 2008. [Doi : 10.1016/j.sigpro.2007.09.013](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.09.013).
- [61] A. Zaimbashi, M.R. Taban, M.M. Nayebi, and Y. Norouzi, "Weighted order statistic and fuzzy rules CFAR for Weibull clutter", *Signal processing*, vol. 88, no 3, p. 558-570, 2008. [Doi : 10.1016/j.sigpro.2007.08.017](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.08.017).
- [62] F. Qu, X. Meng., and J. Liu, "Adaptive censoring maximum likelihood CFAR detector in Weibull clutter", *IEEE Aerospace Conf.*, p. 1-7, Big Sky, MT, USA, 2011. [Doi: 10.1109/AERO.2011.5747421](https://doi.org/10.1109/AERO.2011.5747421).
- [63] A. Pourmottaghi, and S. Gazor, "A CFAR Detector in a Nonhomogeneous Weibull Clutter", *IEEE Trans. -AES*, vol. 48, no 2, p. 1747–1758, 2012. [Doi:10.1109/TAES.2012.6178094](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6178094).
- [64] S. Chabbi, T. Laroussi, and M. Barkat, "Performance analysis of dual automatic censoring and detection in heterogeneous Weibull clutter: A comparison through extensive simulations", *Signal Processing*, vol. 93, no 11 p. 2879-2893, 2013. [Doi : 10.1016/j.sigpro.2013.03.026](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.03.026).
- [65] A. Mehanaoui, T. Laroussi, and A., Mezache, "Pietra index-based processor for a heterogeneous Pareto background", *IET Radar, Sonar and Navig.*, vol. 13, no 8, p. 1225-1233, 2019. [Doi :10.1049/iet-rsn.2018.5608](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2018.5608).
- [66] A. Onumanyi, H. Bello-Salau, A. Adejo, H. Ohize, M. Oloyede, E. Paulson, and A. Aibinu, "A discriminant analysis-based automatic ordered statistics scheme for radar systems", *Physical Communication*, vol. 43, p. 101215, 2020. [Doi : 10.1016/j.phycom.2020.101215](https://doi.org/10.1016/j.phycom.2020.101215).
- [67] A. Gouri, A. Mezache, and H. Oudira, " Radar CFAR detection in Weibull clutter based on  $\text{zlog}(z)$  estimator", *Remote Sensing Letters*, vol. 11, no 6, p. 581-589, 2020. [Doi: /10.1080/2150704X.2020.1744043](https://doi.org/10.1080/2150704X.2020.1744043).
- [68] A. Rouabah, M. Hamadouche, D. Teguig, and H. Zeraoula, "Enhancing Detection Performances of Nonhomogeneous Weibull Clutter by Knowledge Based Systems Exploitation", *Progress in Electromagnetics Research B*, vol. 94, p. 53-74, 2021. [Doi :10.2528/PIERB21082004](https://doi.org/10.2528/PIERB21082004).
- [69] M. C. Luna Alvarado, F. D. A. García, L. P. J. Jiménez, G. Fraidenraich and Y. Iano, "Performance Evaluation of SOCA-CFAR Detectors in Weibull-Distributed Clutter Environments," *in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 19, p. 1-5, 2022. [Doi: 10.1109/LGRS.2022.3152936](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3152936).

- [70] J. Xue, J. Liu, S. Xu, and M. Pan, "Adaptive Detection of Radar Targets in Heavy-Tailed Sea Clutter with Lognormal Texture", *IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, p. 1-11, 2022. [Doi: 10.1109/TGRS.2021.3137389](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3137389).
- [71] H. Madjidi, T. Laroussi, and F. Farah, "On Maximum Likelihood Quantile Matching CFAR Detection in Weibull Clutter and Multiple Rayleigh Target Situations: A Comparison", *Arab J Sci Eng*, vol. 48, p. 6649–6657, 2023. [Doi : 10.1007/s13369-022-07512-y](https://doi.org/10.1007/s13369-022-07512-y).
- [72] G.V. Weinberg, and V. G. Glenny, "Enhancing Goldstein's Log-t Detector in Pareto-Distributed Clutter", *IEEE Trans. -AES*, vol. 53, no 2, p. 1035–1044, 2017. [Doi: 10.1109/TAES.2017.2665144](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2665144).
- [73] J. Zhao, R. Jiang, H. Yang, X. Wang, and H. Gao, "Reconfigurable hardware architecture for Mean Level and log-t CFAR detectors in FPGA implementations, " *IEICE Electronics Express*, vol. 16, no 21, p. 1-6, 2019. [Doi: 10.1587/elex.16.20190584](https://doi.org/10.1587/elex.16.20190584).
- [74] N. Detouche, T. Laroussi, and H. Madjidi, "New Log-t-based CFAR detectors for a Non-Homogeneous Weibull Background", *Physical Communication Journal*, vol. 59, 102085 August 2023, [Doi: 10.1016/j.phycom.2023.102085](https://doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102085).
- [75] C. Wolff, "Les Principes du Radar", [En ligne]. Available: <http://www.radartutorial.eu>. [Accès le 06 Septembre 2022].
- [76] C Binns., "Primary and Secondary Radar", in *Aircraft Systems: Instruments, Communications, Navigation, and Control*, 1st Ed, John Wiley & Sons, Inc, p. 249-294, USA, 2019.
- [77] P.P. Gandhi, E. Cardona and L. Baker, "CFAR signal detection in nonhomogeneous Weibull clutter and interference", *Proceedings Int. Radar Conf., Proc.* p. 583-588, Alexandria, VA, USA, 1995. [Doi: 10.1109/RADAR.1995.522613](https://doi.org/10.1109/RADAR.1995.522613).
- [78] L. Varshney, "Radar Principles", Technical report, New York, 2002.
- [79] D. T. Nagle, "Analysis of robust order CFAR detectors", Doctoral dissertation, Illinois Institute of Technology, 1991.
- [80] W. Shi, X.-W Shi, and L. Xu, "Radar cross section (RCS) statistical characterization using Weibull distribution". *Microwave and Optical Technology Letters*, Vol 55 no 6, p. 1355–1358. 2013. [Doi :10.1002/mop.27557](https://doi.org/10.1002/mop.27557) .
- [81] P.S. Diao, and T. Alves, B. Poussot, and S. Azarian, "A review of Radar Detection Fundamentals", *IEEE -AES Magazine*, 2022. [Doi: 10.1109/MAES.2022.3177395](https://doi.org/10.1109/MAES.2022.3177395).
- [82] J. Darricau, "Propriétés caractéristiques du clutter", dans : *Physique et théorie du radar*, vol. 1, SODIPE, Paris, 1981.

- [83] J. F. Lawless, *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*, John Wiley & Sons, Inc, New Jersey, 2002.
- [84] G. V. Weinberg, *Radar Detection Theory of Sliding Window Processes*, CRC Press Ed., Boca Raton, 2017.
- [85] J. R. M. Fernández., and J. Vidal, "Improved shape parameter estimation in Pareto distributed clutter with neural networks", *Inter. Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence (IJIMAI)*, vol. 4, no 2, p. 7-11, 2016. [Doi: 10.9781/ijimai.2016.421](https://doi.org/10.9781/ijimai.2016.421).
- [86] M. Barkat, and S.D. Himonas., P. K. Varshney, "CFAR detection for multiple target situations", *IEE Proc., F (Radar and Signal Processing)*, vol. 136, no 5, p. 193-209, 1989. [Doi: 10.1049/ip-f-2.1989.0033](https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1989.0033).
- [87] J. Shi, H. Jin and Z. Xiao, "A Novel Hybrid Edge Detection Method for Polarimetric SAR Images", *IEEE Access*, vol. 8, p. 8974-8991, 2020. [Doi: 10.1109/ACCESS.2020.2963989](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2963989).
- [88] A. Zaimbashi, "An adaptive cell averaging-based CFAR detector for interfering targets and clutter-edge situations", *Digital Signal Processing*, vol. 31, p. 59-68, 2014. [Doi: 10.1016/j.dsp.2014.04.005](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2014.04.005).
- [89] S. Chabbi, and T. Laroussi, " Automatic weibull clutter edge localization and target detection based on nonparametric threshold and binary non-coherent integration technique", *14th Int. Radar Symposium (IRS)*, p. 785-790. Dresden, Germany, 2013.
- [90] S. Chabbi, T. Laroussi, and M. Barkat, "Automatic WH-Based Edge Detector in Log-normal Clutter", *6ème Séminaire sur les systèmes de Détection : Architectures and Technologies (DAT'2014)*, Agler, Algerie, 2014.
- [91] A. Zaimbashi, and Y. Norouzi, "Automatic dual censoring cell averaging CFAR detector in non-homogeneous environments", *Signal Processing*, vol. 88, no 11, p. 2611-2621, 2008. [Doi: 10.1016/j.sigpro.2008.04.016](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2008.04.016).
- [92] X. Zhu, L. Tu, S. Zhou, and Z. Zhang, "Robust Variability Index CFAR Detector Based on Bayesian Interference Control", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, p. 1-9, 2022. [Doi: 10.1109/TGRS.2021.3110238](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3110238).
- [93] Y. Li, Z. Ji, B. Li and G. Alterovitz, "Switching variability index based multiple strategy CFAR detector," in *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 25, no. 4, p. 580-587, 2014, [Doi: 10.1109/JSEE.2014.00068](https://doi.org/10.1109/JSEE.2014.00068).
- [94] G. V. Weinberg, "Formulation of a Generalized Switching CFAR with Application to X-band Maritime Surveillance Radar," *Springer Plus* Vol 4 no 1 p. 1-13. 2015. [Doi: 10.1186/s40064-015-1347-2](https://doi.org/10.1186/s40064-015-1347-2)

- [95] S. D. Himonas, and M. Barkat, "A distributed CFAR processor with data fusion for correlated targets in nonhomogeneous clutter", IEEE Int. Conf. on Radar, p. 501-506, Arlington, VA, USA, 1990. [Doi: 10.1109/RADAR.1990.201096](https://doi.org/10.1109/RADAR.1990.201096).
- [96] T. Laroussi, M. Barkat, and N. Benadjina, "Performance analysis of TM-CFAR detection in time diversity systems for pulse to pulse correlated targets in presence of clutter edges and outlying targets: A comparison through extensive simulations, " IEEE Radar Conf., p. 1-6, Rome, Italy, 2008. [Doi: 10.1109/RADAR.2008.4721039](https://doi.org/10.1109/RADAR.2008.4721039).
- [97] Z. Hammoudi, and F. Soltani, "Distributed IVI-CFAR detection in non-homogeneous environments" Signal Processing, 84(7), p.1231-1237, 2004. [Doi: 10.1016/j.sigpro.2004.04.005](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2004.04.005)
- [98] Z. Hammoudi, "Analyse des performances du détecteur IVI-CFAR distribué et des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR distribués utilisant les règles de fusion floues dans des milieux non homogènes", Thèse de doctorat, Université de Constantine, 2004.
- [99] D. Stagliano, A. Lupidi, and F. Berizzi, "Ship detection from SAR images based on CFAR and wavelet transform, " Tyrrhenian Workshop on Advances in Radar and Remote Sensing (TyWRRS), p. 53-58, Naples, Italy, 2012. [Doi: 10.1109/TyWRRS.2012.6381102](https://doi.org/10.1109/TyWRRS.2012.6381102).
- [100] Q. Wang, B. Zhou, and W. Yu, "Passive CFAR detection based on continuous wavelet transform of sound signals of marine animal", IEEE Int. Conf. on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), p. 1-5, Xiamen, China, 2017. [Doi: 10.1109/ICSPCC.2017.8242460](https://doi.org/10.1109/ICSPCC.2017.8242460).
- [101] Z. Messali, "Performances des Détecteurs Distribués CFAR Dans Un Clutter  $\alpha$ -Stable Basés Sur des Méthodes de Prétraitement : La Transformée en Ondelettes et La Compression Non Linéaire", Thèse de doctorat, Université de Constantine, 2011.
- [102] S. Stergiopoulos, Ed., *Advanced Signal Processing Handbook: Theory and Implementation for Radar, Sonar, and Medical Imaging Real Time Systems*, 1st Ed., Boca Raton, 2000.
- [103] S.W. Leung, W. Minett, Y.M. Siu., and M. K. Lee, "A fuzzy approach to signal integration", IEEE Trans. -AES, vol. 38, no 1, p. 346–351, 2002. [Doi: 10.1109/7.993258](https://doi.org/10.1109/7.993258).
- [104] H. A. Meziani., and F. Soltani, "Decentralized fuzzy CFAR detectors in homogeneous Pearson clutter background, " Signal Processing, vol. 91, no 11, p. 2530–2540, 2011. [Doi: 10.1016/j.sigpro.2011.05.006](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2011.05.006)

- [105] C. Hao, L. Cai, and M. Chen, "Distributed ODV-CFAR Detection Based on Fuzzy Logic", IEEE Int. Workshop on Intelligent Systems and Applications, Wuhan, China, 2009 [Doi:10.1109/iwisa.2009.5072836](https://doi.org/10.1109/iwisa.2009.5072836)
- [106] M. Abimouloud, M. Baadeche, and F. Soltani, "CFAR Detection Performance in Weibull Clutter for Statistical MIMO Radar Using Fuzzy Fusion Rules", Journal of Commu.Technol.and Electron., vol. 66, no 2, p. S118–S125, 2021. [Doi: 10.1134/S1064226921140011](https://doi.org/10.1134/S1064226921140011)
- [107] D. Mata-Moya, N. Del-Rey-Maestre, Peláez-Sán, V.M., Jarabo-Amores, and J. Martín-de-Nicolás, "MLP-CFAR for improving coherent radar detectors robustness in variable scenarios", Expert Systems with Applications, vol. 42, no 11, p. 4878-4891, 2015. [Doi: 10.1016/j.eswa.2014.12.055](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.055)
- [108] A. Mezache, and F. Soltani, " A Novel Threshold Optimization Technique for CFAR Detection in Weibull Clutter using Fuzzy-Neural Networks ", IEEE Int. Conf. On Sig. Proc. and Comm., p. 197-200, Dubai, UAE, 2007. [Doi: 10.1109/ICSPC.2007.4728289](https://doi.org/10.1109/ICSPC.2007.4728289).
- [109] N. Detouche, and T. Laroussi, "Extensive Monte Carlo Simulations for Performance Comparison of Binary and Conventional Non-Coherent Integrations Using WH-CFAR Detection against Heterogeneous Lognormal Clutter," 4ème Séminaire sur les Systèmes de Détection « Architectures et Technologies », DAT'2008 Alger, Algeria.
- [110] S. Chabbi, T. Laroussi, and M. Barkat, "Weber-Haykin based automatic censoring and detection in Weibull background", IEEE 10th Int. Conf. On Signal Processing Proc., p. 1919-1922, Beijing, China, 2010. [Doi: 10.1109/ICOSP.2010.5655329](https://doi.org/10.1109/ICOSP.2010.5655329).
- [111] S. Chabbi, T. Laroussi, and M. Barkat, "MLE-based order statistic automatic CFAR detection in Weibull background", Int. Conf. On Advances in Computational Tools for Engineering Applications, p. 541-546, Beirut, Lebanon, 2009. [Doi: 10.1109/ACTEA.2009.5227895](https://doi.org/10.1109/ACTEA.2009.5227895).
- [112] N. Detouche, S. Chabbi, and T. Laroussi, "Non-Parametric Thresholding Automatic Censoring Binary Non-Coherent Detection in Lognormal Clutter and Multiple Target Situations," Int. Conf. on Systems and Processing Information (ICSIP'11), May 2011, Guelma, Algeria.