



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Constantine 1

Faculté des Sciences de la Technologie

جامعة قسنطينة 1

كلية علوم التكنولوجيا

Département d'Electronique

قسم الإلكترونيك

Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM)

N° d'Ordre:

Série:

Thèse

Présentée pour Obtenir le Diplôme de

Doctorat en Sciences

Spécialité: Electronique

Option: Traitement du Signal

Censure Automatique pour l'Optimisation de la Détection Radar dans des Milieux Hétérogènes en Présence de Cibles Interférentes

Présentée et Soutenue Publiquement Par

Naime BOUDEMAGH

Devant le jury:

Président	F. SOLTANI	Professeur	Université de Constantine 1
Rapporteur	Z. HAMMOUDI	Professeur	Université de Constantine 1
Examineurs	A. CHAREF	Professeur	Université de Constantine 1
	T. FORTAKI	Professeur	Université de Batna
	K. BELARBI	Professeur	E. N. P. de Constantine

Année Universitaire 2014-2015

بِسْمِ اللّٰهِ الرَّحْمٰنِ الرَّحِیْمِ

Remerciements

Avant tout je remercie **Allah** qui m'a permis d'arriver là où je suis et de conclure avec succès ce modeste travail ainsi que mes parents qui étaient tellement affectifs et soucieux envers moi.

Je tiens à exprimer mes remerciements les plus chaleureux à mon Directeur de thèse Pr. **Zoheir HAMMOUDI** pour ses conseils, son sérieux et ses compétences dans le travail. Je le remercie aussi pour les nombreux échanges constructifs que j'ai eu avec lui et qui m'ont permis de mener à bien cette thèse et d'améliorer sa rédaction.

Mes vifs remerciements au Pr. **F. SOLTANI**, de l'Université Constantine 1, pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury. Mes vifs remerciements sont également adressés aux Pr. **K. BELARBI**, de l'Ecole Nationale Polytechnique de Constantine, Pr. **A. CHAREF**, de l'Université Constantine 1 et Pr. **T. FORTAKI**, de l'Université de Batna, d'avoir accepté de faire parti du jury.

Je tiens également à remercier toute personne qui a contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail sans oublier tous les membres du laboratoire **SISCOM** du département d'Electronique de l'Université de Constantine 1.

J'adresse particulièrement mes remerciements aux Pr. **T. LAROUSSE** et **A. FARROUKI** pour leur gentillesse et leur précieuse aide.

Je tiens également à remercier tous les membres du "Laboratoire des Systèmes Radar" de l'université de Pise en Italie pour l'accueil et les très bonnes conditions de travail qui m'ont été offertes. J'adresse un remerciement particulier à mes hôtes Pr. **F. GINI**, Dr **P. STINCO** et Dr **F. STEFANO** de m'avoir permis de faire cette fructueuse expérience.

Enfin je ne pourrais terminer ces remerciements sans une pensée à l'ensemble de mes enseignants qui sont à l'origine de mon savoir.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

- Mes parents pour leurs soutient et leurs tendresses.
- Mes frères et sœurs.
- Toute ma famille sans exception.
- Mes amis sans exception.

Résumé

Dans l'optique d'améliorer la détection dans les systèmes radars, nous proposons, dans cette thèse, deux nouvelles techniques de censure automatique d'échantillons indésirables, dont les positions sont *apriori* inconnues, dans l'environnement sous investigation. Pour cela, nous considérons des milieux hétérogènes qui présentent des irrégularités dues à la présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes. Le premier processeur proposé, baptisé automatic censoring constant false alarm rate (AC-CFAR), opère exclusivement dans un milieu Gaussien. Il est conçu pour segmenter le milieu observé en régions et de commuter automatiquement vers le détecteur le plus approprié, à savoir, le cell averaging CFAR (CA-CFAR), le censored mean level detector CFAR (CMLD-CFAR) ou le trimmed mean CFAR (TM-CFAR). Par ailleurs, le deuxième processeur proposé est baptisé generalized automatic censoring CFAR (GAC-CFAR). Il a la particularité d'opérer dans un environnement quelconque, *i.e.*, gaussien ou gaussien composé. Pour cela, il intègre une procédure de censure automatique de cibles interférentes basée sur la génération d'une nouvelle population. Cette dernière est obtenue à partir de la population initiale présente dans la fenêtre de référence. De ce fait, afin de réaliser une meilleure estimation du milieu, cette nouvelle population permet d'isoler les cellules formant uniquement la région homogène. Enfin, pour évaluer les performances de censure des processeurs proposés, une batterie de simulations de Monte Carlo, considérant plusieurs scénarii de situations réelles, a été conduite. Celle-ci a permis d'apprécier de manière approfondie les vertus de censure des processeurs proposés. Les résultats obtenus montrent que les démarches retenues dans ce travail de recherche sont probantes et constituent une ouverture vers d'autres thèmes de recherches.

Mots Clés: Détection radar, Détection CFAR, Détecteur AC-CFAR, Détecteur GAC-CFAR, Censure automatique, Milieu Gaussien, Milieu Gaussien composé.

Abstract

In this dissertation, we aim to improve the detection performances of radar systems. To this end, we propose and analyze two novel censoring techniques of undesirable samples, of *a priori* unknown positions, that may be present in the environment under investigation. Therefore, we consider heterogeneous backgrounds characterized by the presence of some irregularities such that clutter edge transitions and/or interfering targets. The first proposed processor, termed automatic censoring constant false alarm (AC-CFAR), operates exclusively in a Gaussian background. It is built to allow the segmentation of the environment to regions and switch automatically to the appropriate detector; namely, the cell averaging CFAR (CA-CFAR), the censored mean level CFAR (CMLD-CFAR) or the trimmed mean CFAR (TM-CFAR). Furthermore, the second proposed processor is termed generalized automatic censoring CFAR (GAC-CFAR). Irrespective of the environment, being either Gaussian or compound Gaussian, this processor integrates an automatic censoring routing of interfering targets. This is essentially achieved through the use of a new population drawn from the initial reference window. That is, in order to get a better estimation of the environment, this new population allows segregating the homogeneous set of reference cells from the undesirable one. Finally, to evaluate the censoring performances of the proposed processors, a battery of Monte Carlo simulations, representing several real-world situations, has been conducted. This has helped to appreciate the real virtues of censoring of the proposed processors. The obtained results show how convincing the approaches adopted in this research work are and how large the openings they may suggest to future searches are.

Key Words: Radar detection, CFAR detection, AC-CFAR detector, GAC-CFAR detector, Automatic censoring, Gaussian background, Compound gaussian background.

ملخص

من أجل تحسين الكشف في أنظمة الرادار، نقترح في هذا البحث، مقاربتان جديدتان للحذف الأوتوماتيكي للعينات غير المرغوب فيها، والتي مواضعها غير معروفة مسبقا في الوسط المدروس. لهذا الغرض، فإننا نعتبر أن الوسائط غير متجانسة تتلخص في عدم الانسجام بسبب وجود حافة التشويش و/ أو أهداف متداخلة. المقاربة الأولى المقترحة، المسماة الحذف الأوتوماتيكي ذو احتمال إنذار ثابت الخطأ (AC-CFAR) تعمل استثنائيا في وسط غوس. هذه المقاربة مصممة لقطع الوسط المدروس ثم التحويل الأوتوماتيكي للكاشف الأنسب من بين (CA-CFAR)، (CMLD-CFAR) أو (TM-CFAR). من جهة أخرى، المقاربة الثانية المقترحة و المسماة الحذف الأوتوماتيكي المعمم (GAC-CFAR) لديها الخاصية للعمل في أي وسط معين غوس أو غوس مركب. لهذا الغرض، فإنها تشتمل على الحذف الأوتوماتيكي للأهداف المتداخلة و التي تعتمد على خلق توزيع جديد. يتم الحصول على هذا الأخير من التوزيع الأصلي المتواجد في نافذة المرجع. ولذلك، من أجل تحقيق تقدير أفضل للوسط، فإن هذا الوسط الجديد يسمح بعزل العينات المكونة للوسط المتجانس. أخيرا، لتقييم أداء مقاربات الحذف الأوتوماتيكي المقترحة، أجريت مجموعة من محاكاة، Monte Carlo، معتبرا عدة سيناريوهات لحالات حقيقية. هذا يسمح لنا بتثمين فعالية الحذف بطريقة معمقة للمقاربتين المستعملتين. النتائج المتحصل عليها في هذا البحث بينت أن المقاربتان المستعملتان مقنعتان وتفتحان المجال على موضوعات بحثية أخرى.

الكلمات الرئيسية: رادار الكشف ، الكشف CFAR ، الكاشف AC-CFAR ، الكاشف GAC-CFAR ، الحذف الأوتوماتيكي ، وسط غوس ، وسط غوس مركب.

Table des matières

Table des figures	5
Liste des tableaux	9
1 Introduction générale	11
1.1 Introduction	11
1.2 Organisation de la thèse	16
2 Concepts Radar et Détection CFAR	19
2.1 Classification des systèmes radars	19
2.1.1 Radar primaire	19
2.1.2 Radar secondaire	20
2.1.3 Radar à ondes continues	20
2.1.4 Radar à impulsions	20
2.2 Principe de fonctionnement d'un radar à impulsions	21
2.2.1 Extracteur des données	23
2.2.2 Traitement des données	23
2.3 Radar doppler	24
2.4 Détection automatique des cibles.	25
2.4.1 Critères de décision.	25
2.5 Types d'environnements et de cibles	30

TABLE DES MATIÈRES

2.5.1	Types d'environnements	30
2.5.2	Modèles statistiques de clutter et de cibles	33
2.6	Détection CFAR	39
2.7	Etat de l'art des processeurs CFAR	40
2.8	Contribution	47
3	Détecteur à Censure Automatique dans un Clutter Gaussien en Milieu Hétérogène	51
3.1	Introduction	51
3.2	Hypothèses et formulation du problème	52
3.3	Le détecteur TM-CFAR	57
3.4	Description de l'algorithme de censure	60
3.5	Résultats et discussions	61
3.5.1	Probabilité de censure	61
3.5.2	Probabilité de détection	65
3.5.3	Probabilité de fausse alarme	69
3.6	Conclusion	70
4	Technique de Censure Automatique Généralisée dans des Mi- lieux non Gaussiens	73
4.1	Introduction	73
4.2	Distribution K	74
4.2.1	Rapport du signal sur clutter	75
4.2.2	Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode des moments	77
4.3	Estimation des paramètres de la distribution Log-normal	78
4.4	Estimation des paramètres de la distribution Weibull	79

TABLE DES MATIÈRES

4.5	Génération d'une cellule contenant une cible noyée dans un clutter	79
4.6	Hypothèses et formulation du problème	80
4.6.1	Sélection du seuil de segmentation	85
4.7	Résultats et discussions	86
4.7.1	Probabilité de censure	86
4.7.2	Estimation des paramètres	90
4.8	Conclusion	92
5	Conclusion générale	95
	Bibliographie	99

TABLE DES MATIÈRES

Table des figures

1.1	Principe du radar	14
1.2	Exemple exhaustif d'un environnement non homogène en présence de cibles interférentes, clutter météorologique, clutter de terre et cible interférente avec brouilleur.	15
1.3	Exemple d'une cible noyée dans du bruit où la valeur de l'un de ses échantillons dépasse le seuil de détection.	15
2.1	Schéma synoptique d'un radar à impulsions	22
2.2	Les règles de décision	26
2.3	Effet de masque	31
2.4	Effet de la sous estimation	31
2.5	Effet de capture	32
2.6	Bord de clutter et pics	32
2.7	Principe général d'un détecteur CFAR	40
3.1	Schéma synoptique du détecteur proposé AC-CFAR	54
3.2	Positions de k_1 et k_2 dans les cellules de référence ordonnée . .	54
3.3	Probabilité de censure en présence de cibles interférentes. . . .	64
3.4	Probabilité de sous censure en fonction de INR en présence de cibles interférentes.	64
3.5	Probabilité de censure en fonction de la P_{fc}	64

TABLE DES FIGURES

3.6	Probabilité de censure en présence de cibles interférentes et d'un bord de clutter.	65
3.7	Comparaison de la P_d des détecteurs AC-, ACCA-ODV-, ADCCA- et CA-CFAR dans un environnement homogène (uniquement en présence d'un bruit thermique).	67
3.8	Comparaison de la P_d des détecteurs AC-, ACCA-ODV-, ADCCA- et CMLD-CFAR ($k=4$), en présence de 4 interférences.	67
3.9	Comparaison de la P_d des détecteurs AC-CFAR et CMLD-CFAR, en présence de 2 interférences pour $N = 36$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-4}	68
3.10	Comparaison de la P_d des détecteurs AC- et ACCA-ODV-CFAR, en présence de 2 interférences noyées dans du bruit et un bord de clutter.	68
3.11	Comparaison de la P_d des détecteurs AC- et TM-CFAR, en présence d'un bord de clutter et 4 cibles interférentes noyées dans le clutter.	68
3.12	Comparaison de la P_{fa} du AC-, ACCA-ODV-, et ADCCA-CFAR en présence d'un bord de clutter avec $CNR = 10$ dB.	69
3.13	Comparaison de la P_{fa} du AC-, ACCA-ODV-, et ADCCA-CFAR en présence d'un bord de clutter avec $CNR = 30$ dB.	70
4.1	Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter.	80
4.2	Schéma synoptique de l'algorithme proposé.	83
4.3	histogramme multimodale	84
4.4	Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Log-normal	87
4.5	Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Weibull	88

TABLE DES FIGURES

4.6	Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement K-distribué	88
4.7	Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Log-normal pour différents paramètres de forme.	89
4.8	Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Weibull pour différents paramètres de forme.	89
4.9	Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement K-distribué pour différents paramètres de forme.	90

TABLE DES FIGURES

Liste des tableaux

2.1	Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens	34
3.1	Constantes multiplicatives T du détecteur TM-CFAR, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $N = 24$	59
4.1	valeurs des biais et des variances en fonction de σ dans un milieu log-normal pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences), $ICR = 25$ dB, $N = 36$, $M = 16$ et $\rho = 0.36$	91
4.2	valeurs des biais et des variances en fonction de β dans un milieu Weibull pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences), $ICR = 25$ dB, $N = 36$, $M = 16$ et $\rho = 0.36$	91
4.3	valeurs des biais et des variances en fonction de ν dans un milieu K pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences), $ICR = 25$ dB, $N = 36$, $M = 16$ et $\rho = 0.36$	92

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre 1

Introduction générale

1.1 Introduction

Le radar est la contraction de l'expression : **R**adio **D**etection **A**nd **R**anging. C'est un système qui permet de percevoir des objets qui ne peuvent être visibles en déterminant leurs distances, directions et élévations. Les systèmes radars ont connu un large usage aussi bien dans le domaine militaire que dans les domaines de communication, de navigation, de la météorologie et des applications spatiales. Ces nouveaux outils offrent plusieurs fonctionnalités, principalement : une capacité de détection automatique d'objets mobiles dans l'espace tout en assurant une grande flexibilité d'adaptation aux changements de l'environnement observé que ce soit dans des milieux terrestre ou marin avec énormément de contraintes sur les conditions dans lesquelles ils opèrent. Le principe de ce système de mesure est d'envoyer une onde électromagnétique dans une certaine direction et d'attendre le retour d'écho de celle-ci après sa réflexion sur différents objets désirables mais surtout indésirables. Dans ce cas, on parle de l'écho radar comme montré dans la Fig. 1.1. Ce signal est un mélange, d'où la problématique, de signaux

provenant de plusieurs entités telles que : cibles primaire et secondaires, bruit thermique généré par les différents composants de la chaîne radar, les brouilleurs (Jammers) et enfin du clutter (fouillis). Le clutter est le signal qui provient de la réflexion d'objets indésirables comme le sol, la mer, le nuage, la pluie, la forêt, le milieu urbain, le brouillage, etc. comme montré dans la Fig. 1.2. Ces échos peuvent être visualisés sur un écran sous forme de spots (plots) lumineux qui donnent une représentation polaire plane de l'espace balayé par le radar. Les informations visibles sur écran sont exploitées par un opérateur humain pour extraire d'éventuelles cibles. La réussite de l'interprétation dépendra de l'état de l'opérateur car il y'a d'énormes difficultés à traiter un nombre élevé de cibles. Dans les systèmes radars modernes, la détection est réalisée d'une manière automatique. Dans ce cas, l'observation reçue est comparée à un seuil, dit seuil de détection, pour déclarer la cible présente ou absente (voir Fig. 1.3) [1]. L'utilisation d'un seuil fixe de détection donne, dans la plus part des cas, une augmentation importante du taux de fausses alarmes car le niveau de la puissance du clutter est généralement inconnu et variable. Pour cette raison, il est nécessaire d'adapter ce seuil de détection à chaque type d'environnement (seuil adaptatif) afin d'optimiser la probabilité de détection tout en maintenant un taux de fausse alarme constant TFAC (ou CFAR pour Constant False Alarm Rate). Pour cela, plusieurs travaux ont été effectués dans ce domaine. L'existence d'une multitude d'environnements naturels observés par le radar, d'une part, et/ou une ou plusieurs cibles interférentes et/ou l'existence d'un bord de clutter, d'autre part, ne permet pas de fournir des méthodes systématiques qui s'adaptent à toutes les situations. C'est pour cela que chaque détecteur proposé dans la littérature donne des résultats de détection satisfaisants uniquement pour des conditions bien définies. En dehors de ces conditions, une dégradation sévère

de la détection est obtenue. C'est justement le principal inconvénient des détecteurs à points de censure fixes. La différence entre les algorithmes de ces détecteurs réside dans la manière retenue pour l'estimation de la statistique qui modélise, en termes de puissance, l'environnement sous investigation. Ces dernières années, plusieurs travaux de recherches ont été proposés dans la littérature sur des détecteurs intelligents qui ont la capacité de segmenter l'environnement afin de censurer les informations indésirables et donc ne retenir que les informations qui donnent la meilleure estimation des paramètres de cet environnement observé afin de d'optimiser la détection. Dans cette optique, nous proposons deux détecteurs intelligents à censure automatique à savoir le AC-CFAR (Automatic Censoring Constant False Alarm Rate) et le GAC-CFAR (Generalized AC-CFAR) qui opèrent dans deux types de milieux, gaussiens et non gaussiens, respectivement.

L'AC-CFAR, qui opère dans un environnement gaussien, se base sur la recherche d'éventuelles transitions k_1 et k_2 entre deux régions de puissances différentes dues à la présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes. Cela permet d'avoir un estimateur plus efficace en censurant automatiquement les cellules indésirables permettant ainsi une commutation vers le détecteur conventionnel adéquat déjà proposé dans la littérature. Ce détecteur que nous proposons ne nécessite donc aucune connaissance à priori sur la configuration de l'environnement.

Vu que la plupart des radars modernes sont à haute résolution (ou HRR pour High Resolution Radar), offrant ainsi une détection d'objets plus fine et plus efficace, les modèles statistiques qui modélisent les environnements ne sont souvent plus gaussiens (Log-normal, Weibull et distribution K, etc.). Dans ce cas, la difficulté réside dans la formulation mathématique du détecteur surtout en présence d'irrégularités (bord de clutter et/ou cibles interférentes)

dans l'environnement observé. C'est pour cela que plusieurs travaux de recherche présentés ces dernières années dans la littérature ont considéré ce type de milieux non gaussiens. Très peu d'études ont porté sur la censure automatique des informations indésirables qui risquent de biaiser l'estimation du milieu considéré. C'est dans ce but que nous proposons une solution systématique faisant abstraction du modèle probabiliste de l'environnement permettant de censurer les informations indésirables afin d'estimer correctement les paramètres de forme et d'échelle de la distribution modélisant le milieu en question. Dans ce cas, le détecteur proposé, baptisé GAC-CFAR, n'a pas besoin d'avoir une connaissance à priori ni sur le nombre d'interférences ni leurs localisations dans la fenêtre de référence.

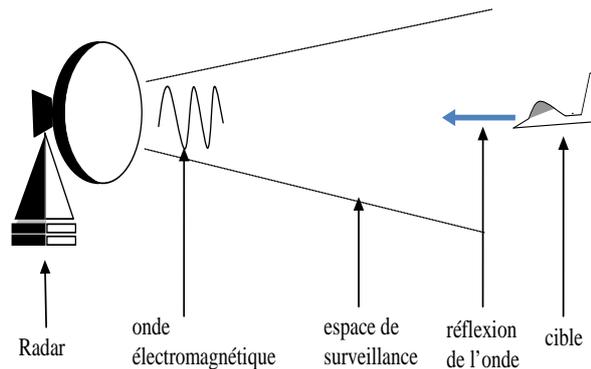


Figure 1.1 – Principe du radar

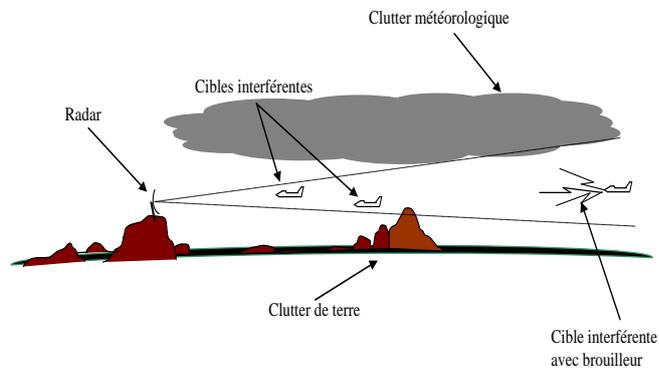


Figure 1.2 – Exemple exhaustif d’un environnement non homogène en présence de cibles interférentes, clutter météorologique, clutter de terre et cible interférente avec brouilleur.

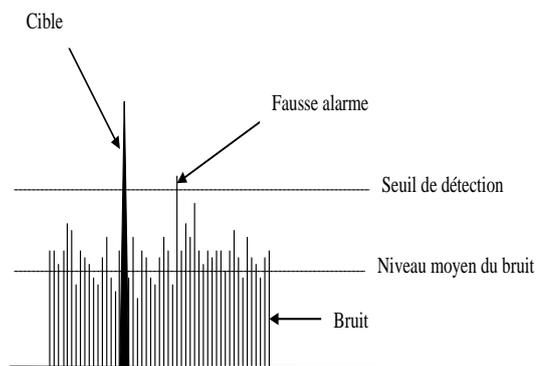


Figure 1.3 – Exemple d’une cible noyée dans du bruit où la valeur de l’un de ses échantillons dépasse le seuil de détection.

1.2 Organisation de la thèse

Cette thèse est organisée comme suit :

Le chapitre 2 est consacré aux principaux concepts du radar et les techniques de détection CFAR. Pour cela, nous discutons le principe de fonctionnement des radars et plus particulièrement le radar à impulsions, les principaux critères de décision, les différents modèles de cible et de clutter qu'on peut rencontrer dans la réalité et l'état de l'art des principaux travaux présentés dans la littérature dans le domaine de la détection radar et plus particulièrement ceux abordant la censure automatique. Nous terminons ce chapitre par positionner notre contribution dans ce domaine de la détection radar.

Le chapitre 3, est consacré à l'étude de l'algorithme de censure automatique AC-CFAR proposé dans un environnement de type Gaussien en présence non seulement d'un nombre inconnu de cibles interférentes mais également leurs localisation exacte, d'une part, et l'existence d'un bord de clutter, d'autres part. Nous donnons la formulation du problème et la description de l'algorithme de censure proposé. Nous terminons ce chapitre par une évaluation des performances du détecteur AC-CFAR en termes de probabilité de censure, de détection et du maintien de la probabilité de la fausse alarme.

Le chapitre 4 est réservé au deuxième détecteur proposé que nous avons baptisé GAC-CFAR. Nous commençons par exposer notre algorithme de censure automatique généralisé dans trois milieux non gaussiens à savoir : log-normal, weibull et K que nous avons considéré en présence de cibles interférentes, nous ferons un rappel sur les principales techniques utilisées pour l'estimation des paramètres de ces distributions et en termine enfin par une évaluation exhaustive des performances de l'algorithme proposé.

CHAPITRE 1. INTRODUCTION GÉNÉRALE

Un dernier chapitre 5 est consacré aux conclusions générales et aux perspectives futures à envisager.

Chapitre 2

Concepts Radar et Détection CFAR

2.1 Classification des systèmes radars

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les systèmes radars utilisent des technologies différentes. Pour cela, ils sont classifiés comme suit [2, 3] :

2.1.1 Radar primaire

L'antenne du radar illumine la cible avec des micros ondes, qui sont alors réfléchies puis interceptées grâce à un récepteur d'une manière alternée. Le signal électrique recueilli par l'antenne est appelé écho ou retour. Le signal transmis par le radar est généré par un émetteur puissant, l'écho réfléchi par la cible est capté par un récepteur très sensible. Chaque cible réfléchit le signal en le dispersant dans un grand nombre de directions. Le signal réfléchi est aussi appelé scattering (diffusion). Backscatter (rétrodiffusion) est le terme désignant la partie du signal réfléchi diffusée dans la direction opposée à celle

des ondes incidentes (émises). Les échos détectés par le radar peuvent être visualisés sur l'écran traditionnel de type PPI (Plan Position Indicator) ou sur tout autre système de visualisation plus élaboré.

2.1.2 Radar secondaire

Les cibles peuvent être "amies" ou "ennemies" mais rien dans l'information du radar primaire ne permet de les distinguer. Par contre, si une cible amie peut répondre au faisceau radar par un signal convenu, le radar peut la distinguer des autres cibles. Le message codé ne permettait à l'origine que de donner l'affiliation de l'appareil et ainsi de reconnaître les avions de sa propre flotte dans un ciel bondé d'avions se pourchassant.

2.1.3 Radar à ondes continues

Les radars à ondes continues (ou CW : Continuous Wave) émettent sans interruption un signal hyperfréquence sinusoïdal. L'écho est donc reçu et traité continuellement.

2.1.4 Radar à impulsions

Les radars à impulsions émettent des impulsions de signal hyperfréquence à forte puissance. Chaque impulsion est suivie d'un temps de silence plus long que l'impulsion elle-même, temps durant lequel les échos de cette impulsion peuvent être reçus avant qu'une nouvelle impulsion ne soit émise. Direction, distance, vitesse radiale et parfois, si cela est nécessaire, hauteur ou altitude de la cible, peuvent être déterminées à partir des mesures de la position de l'antenne et du temps de propagation d'un aller-retour de l'impulsion émise.

Après cette description succincte des différents types de radars, nous fo-

caliserons notre étude sur la détection en utilisant le type de radar dit à impulsion.

2.2 Principe de fonctionnement d'un radar à impulsions

Le radar est un capteur qui permet de détecter des cibles aussi bien fixes que mobiles. Selon le signal utilisé, les radars se décomposent en trois catégories : les systèmes à modulation de fréquence, les systèmes à décalage de fréquence et les systèmes à impulsion. Cette dernière catégorie est la plus utilisée en pratique ce qui nous a motivé à la considérer dans notre travail. La Fig. 2.1 résume le schéma synoptique d'un tel radar [1].

Le principe repose sur l'émission d'une impulsion très brève dans le temps et avec une grande puissance. Grâce au module "Duplexeur", l'antenne peut travailler d'une façon alternée en émission puis en réception (en bloquant l'entrée pendant le cycle de l'émission). La distance $D = c.t/2$ qui sépare l'obstacle de l'antenne peut être facilement déduite en comptabilisant la durée t d'un aller-retour de l'onde sachant que sa vitesse de propagation est quasiment celle de la célérité de la lumière ($c = 3.10^8 m/s$). Il est évident que la direction de l'obstacle est celle l'antenne.

Ce radar est composé essentiellement de deux canaux : un canal d'émission et un canal de réception. A partir d'un oscillateur stable STALO (Stable Oscillator) de fréquence intermédiaire f_i et d'un autre oscillateur local LO (Local Oscillator) de fréquence f_l on forme l'onde d'émission de fréquence $f_i + f_l$. Le signal hyperfréquence est alors découpé en impulsions de durée τ à une fréquence $f_R = 1/t_R$, où t_R est la période de répétition, par l'intermédiaire d'un interrupteur électronique commandé par un signal de même durée et

de même fréquence. Ces impulsions sont amplifiées et envoyées au duplexeur qui les dirige à son tour vers l'antenne. A la réception, le signal reçu a une fréquence $f_e + f_d$ où f_d est la fréquence Doppler qui est fonction de la vitesse radiale de la cible mobile par rapport au radar. Le mélange de ce signal avec celui fourni par l'oscillateur local donne un signal à la fréquence intermédiaire $f_i + f_d$. Ce dernier subit encore une amplification avant d'être filtré de façon optimale par un filtre adapté à la forme de l'impulsion émise de durée τ . La

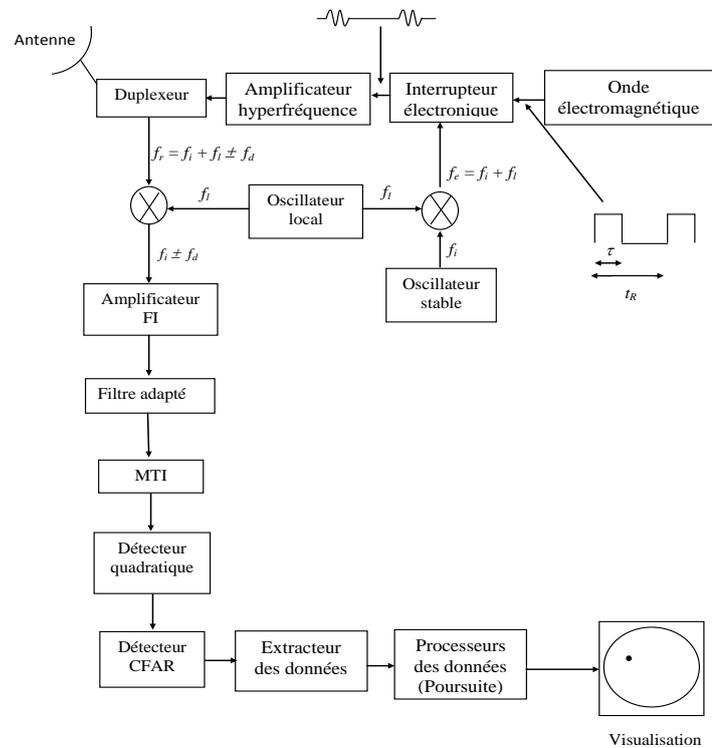


Figure 2.1 – Schéma synoptique d'un radar à impulsions

sortie du filtre adapté est un signal à bande étroite centré sur la fréquence intermédiaire f_i . Ensuite, la séparation des cibles mobiles des cibles fixes (clutter) s'effectue par un module de traitement appelé MTI (Moving Target Indicator) en exploitant la différence entre leurs vitesses radiales. A la sortie du MTI, le signal est appliqué à un détecteur quadratique pour donner l'en-

veloppe du signal. Ce signal est soit amplifié, si on doit le visualiser sur un moniteur, comme c'est le cas d'un radar classique, soit il est échantillonné et converti en données numériques qui seront acheminées vers un registre à décalage, qui n'est autre que la fenêtre de référence de la Fig. 2.7, pour subir d'éventuels traitements numériques. Ces traitements consistent à prendre une décision sur la présence ou la l'absence de cibles dans un point donné de l'espace sous surveillance.

2.2.1 Extracteur des données

L'extracteur permet d'obtenir les coordonnées (distance, azimuth, etc.) d'une éventuelle cible à partir du résultat renvoyé par la décision du bloc de détection. En pratique, des cibles peuvent être déclarées présentes sur plusieurs cellules adjacentes en distance et/ou en angle. Le barycentre de ces détections, appelé plot, est une bonne estimation de la position spatiale de la cible.

2.2.2 Traitement des données

Cette fonction est connue sous le nom de "poursuites des cibles" (Tracking) et consiste à traiter les plots générés par l'extracteur en vue de déterminer les trajectoires des cibles évoluant dans l'espace de surveillance du radar.

Lorsque la direction du rayonnement maximal est voisine de la direction de la cible, nous faisons une mesure toute les t_R secondes et pendant un temps $t = \theta_1/v$ où θ_1 est la largeur en azimuth à 3 dB du lobe principal en degré et v est la vitesse de rotation de l'antenne en degré par seconde. Le signal reçu est un paquet de $n_o = t/t_R$ impulsions (échantillons) de durée τ qui arrivent au radar aux instants $t_o, t_o + t_R, \dots, t_o + n_o t_R$, avec t_o égal au temps entre le départ de l'onde et le retour de l'écho. Pour sélectionner ces impulsions

à la sortie du détecteur quadratique, il suffit d'ouvrir une porte entre les instants n_τ et $n_\tau + \tau$ comptés à partir de l'instant d'émission où τ est la largeur de l'impulsion émise et n_τ est un nombre entier choisi de telle sorte que $n_\tau < t_o < n_\tau + \tau$. Ce processus est connu sous le nom de l'échantillonnage en portée du signal. La détection automatique des cibles revient à traiter les échantillons, en les prenant un à un, pour décider de l'existence ou non d'une cible au niveau de chaque point de l'espace de surveillance. En fait, dans chaque direction de l'espace balayé par le radar, la portée est divisée en plusieurs centaines de cellules et le test de détection dans chaque cellule utilise une fenêtre de N cellules qui sont de part et d'autre de celle-ci pour l'estimation du niveau de puissance dans lequel elle beigne. Un glissement de cette fenêtre le long des cellules de référence permet de couvrir toute la distance de la portée radar.

Pour mener à bien l'élaboration d'un tel détecteur, il convient de caractériser statistiquement les échantillons reçus. Le signal reçu dans chaque cellule de référence peut provenir de trois entités différentes :

- bruit thermique (background noise) généré par les composantes électroniques du radar lui même.
- Présence de clutter qui est très souvent générée par un écho d'une puissance plus importante que celle du bruit.
- Présence de cible.

2.3 Radar doppler

Lorsqu'un observateur se déplace par rapport à une source de rayonnement de fréquence déterminée le décalage de fréquence mesuré varie en fonction de la fréquence du signal de la source d'émission de l'onde, d'une part,

et de la vitesse de la cible dans la direction radiale du radar, d'autre part. En effet, pour un faisceau radioélectrique faisant un angle θ_1 par rapport à la ligne de vol, dans le cas d'une cible mobile, la composante de la vitesse dans la direction du faisceau étant $v.\cos(\theta_1)$. La différence des fréquences du signal incident (f_i) et du signal reçu (f_r), c'est-à-dire l'écart Doppler, est donnée par [4] :

$$f_d = f_i - f_r \approx \frac{2.v.\cos(\theta_1)}{\lambda} \quad (2.1)$$

où λ est la longueur d'onde émise.

La mesure de cette différence f_d (appelée aussi fréquence différentielle) permet de connaître non seulement la vitesse v de la cible mais également la direction radiale de son déplacement par rapport à la source de l'émission de l'onde, négative dans le sens rentrant et positive dans le sens inverse. Si par exemple $\theta_1 = 60^\circ$ ($\cos(\theta_1) = 1/2$) et si $v = 1100 \text{ km/h}$, la différence f_d est voisine de 10 KHz si la fréquence incidente $f_i = 10^{10} \text{ Hz}$ ($\lambda = 3 \text{ cm}$).

2.4 Détection automatique des cibles.

Dans cette section, nous présentons les principales bases de la théorie de la décision ainsi que son application dans la détection automatique des cibles dans les systèmes radars [1].

2.4.1 Critères de décision.

Dans un système de détection radar, le problème revient à traiter le signal reçu pour prendre une des deux décisions suivantes : présence ou absence de cible. Pour cela, le détecteur génère deux sorties possibles appelées hypothèses : l'hypothèse nulle H_0 , représentée parfois par 0, qui correspond à une absence de cible et l'hypothèse alternative H_1 , représentée par 1, cor-

respond à une présence de cible. Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations qui sont représentées par des variables aléatoires qui vont servir à la prise de décision. Nous supposons que le récepteur prend une décision sur une observation du signal reçu Y . L'ensemble des valeurs que prend la variable aléatoire Y est appelé espace d'observation Z [6]. Cet espace est divisé en deux régions Z_0 et Z_1 telle que si Y est dans Z_1 , le récepteur décide H_1 . Si Y est dans Z_0 , le récepteur décide H_0 comme montré dans la Fig. 2.2. Les fonctions densité de probabilité de Y correspondant à

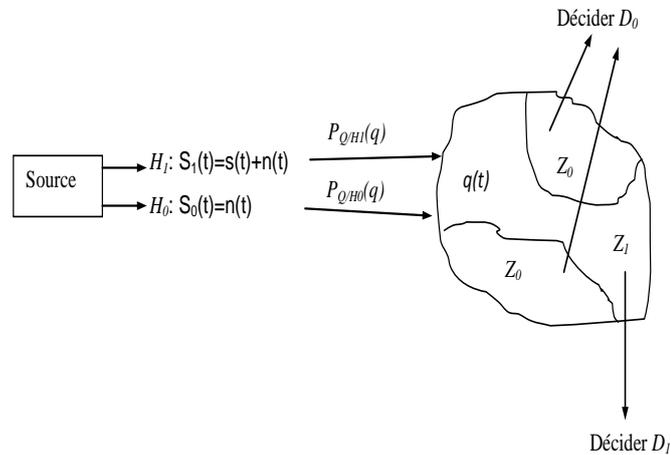


Figure 2.2 – Les règles de décision

chacune des hypothèses sont $f_{Y/H_0}(y/H_0)$ et $f_{Y/H_1}(y/H_1)$ où y est une valeur particulière de Y . Chaque fois qu'une décision est prise, basée sur un critère de décision, quatre cas sont alors possibles :

- Décider H_0 quand H_0 est vraie,
- Décider H_0 quand H_1 est vraie,
- Décider H_1 quand H_1 est vraie,
- Décider H_1 quand H_0 est vraie.

Dans le premier et le troisième cas, le récepteur prend la bonne décision alors que pour les deux autres cas il prend la mauvaise décision. Dans la

nomenclature du radar, le deuxième cas est appelé non détection (Miss), pour le dernier cas on parle de fausse alarme et pour le troisième on parle de détection.

Dans la section suivante, nous présentons quelques principaux critères de décision qui sont utilisés dans la théorie de la décision ainsi que les conditions dans lesquelles ils sont utilisés.

Critère de Bayes

L'utilisation du critère de Bayes nécessite principalement deux hypothèses :

- La connaissance à priori des probabilités d'événement des deux sorties de la source qui sont appelées les probabilités à priori $P(H_0)$ et $P(H_1)$.
- Chaque décision possible doit avoir un coût.

Les conséquences d'une décision sont différentes de celles d'une autre décision. Par exemple dans le problème de la détection radar, les conséquences d'une non détection ne sont pas les mêmes que les conséquences d'une fausse alarme. Si nous notons par $D_i, i = 0, 1$ les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 , nous pouvons définir $C_{ij}, i, j = 0, 1$, le coût associé à la décision D_i sachant que l'hypothèse H_j est vraie ($D_i.H_j$). A titre d'exemple, le coût C_{01} correspond au cas où la décision est H_0 quand H_1 est vraie, etc...Le but du critère de Bayes est de déterminer la règle de décision qui minimise le coût moyen $E(C)$ connu aussi sous le nom de risque.

$$R_j = \sum_{i=0}^1 C_{ij}P(D_i/H_j) \quad (2.2)$$

Le risque moyen R_{moy} est obtenu en prenant la moyenne des risques conditionnels sur toutes les hypothèses possibles.

$$R_{moy} = \sum_{j=0}^1 R_j P(D_i/H_j) \quad (2.3)$$

$$= \sum_{j=0}^1 \sum_{i=0}^1 C_{ij} P(D_i/H_j) P(H_j) \quad (2.4)$$

$$= P(D_0/H_0)P(H_0)C_{00} + P(D_1/H_0)P(H_0)C_{10} \\ + P(D_0/H_1)P(H_1)C_{01} + P(D_1/H_1)P(H_1)C_{11} \quad (2.5)$$

puisque

$$P(D_0/H_0) + P(D_1/H_0) = \int_{Z_0} P_{Q/H_0}(q) dq + \int_{Z_1} P_{Q/H_0}(q) dq = 1 \quad (2.6)$$

et

$$P(D_0/H_1) + P(D_1/H_1) = \int_{Z_0} P_{Q/H_1}(q) dq + \int_{Z_1} P_{Q/H_1}(q) dq = 1 \quad (2.7)$$

nous aurons alors :

$$R_{moy} = C_{10}P(H_0) + C_{11}P(H_1) + \int_{Z_0} [P(H_1)(C_{10} - C_{11})P_{Q/H_1}(q) \\ - P(H_0)(C_{10} - C_{00})P_{Q/H_0}(q)] dq \quad (2.8)$$

La règle de Bayes consiste à minimiser le risque moyen donné par la relation (2.8). Les deux premiers termes représentent le risque fixe et l'intégrale représente le risque contrôlé par les points attribués à la région Z_0 . Comme les coûts des décisions erronées sont plus élevés que ceux des décisions correctes, et que toutes les probabilités sont positives, nous pourrions minimiser le risque moyen que lorsque Z_0 sera choisi de façon que l'intégrale soit négative en tout point de Z_0 , d'où la règle de Bayes :

$$\Lambda(q) = \frac{P_{Q/H_1}(q)}{P_{Q/H_0}(q)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \frac{P(H_0)(C_{10} - C_{00})}{P(H_1)(C_{01} - C_{11})} \quad (2.9)$$

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

Critère du minimax

Dans la plupart des cas pratiques, les probabilités à priori, $P(H_i)$, $i = 0, 1$, ne sont pas connues et le critère d'optimisation de la décision est basé sur les risques conditionnels R_j , $j = 0, 1$, exprimé par l'équation (2.4). La règle de décision optimale est celle dont la valeur maximale des risques conditionnels est minimale par rapport à d'autres règles. Cette règle de décision est connue sous le nom de "stratégie du minimax". La règle du minimax est un cas particulier de la règle de Bayes pour la plus défavorable distribution à priori des hypothèses, $P(H_i)$, $i = 0, 1$, pour laquelle le risque de Bayes a la plus grande valeur.

Critère de Neyman-Pearson

Dans la détection radar, et en l'absence d'information sur les probabilités à priori et les coûts, le critère le plus employé est celui de Neyman-Pearson. Il consiste à rendre minimale (maximale) la probabilité de non détection (détection), P_m (P_d), sachant que la probabilité de fausse alarme, P_{fa} , est fixée à une valeur α_1 . Pour cela nous construisons la fonction objective suivante :

$$J(\lambda) = P_m + \lambda(P_{fa} - \alpha_1) \quad (2.10)$$

Où λ est le multiplicateur de Lagrange. D'après les équations (2.6) et (2.7), nous pouvons écrire :

$$J(\lambda) = \lambda(1 - \alpha_1) + \int_{Z_0} [P_{Q/H_1}(q) - \lambda P_{Q/H_0}(q)] dq \quad (2.11)$$

$J(\lambda)$ sera minimal si Z_0 est choisi de telle façon que l'intégrale est négative, ce qui donne la règle de décision :

$$\Lambda(q) = \frac{P_{Q/H_1}(q)}{P_{Q/H_0}(q)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \lambda \quad (2.12)$$

Avec λ choisi pour satisfaire une probabilité de fausse alarme α_1 , donc :

$$\int_{\lambda}^{+\infty} P_{\Lambda/H_0}(q) dq = \alpha_1 \quad (2.13)$$

où $P_{\Lambda/H_0}(q)$ est la densité de probabilité conditionnelle du rapport de vraisemblance.

2.5 Types d'environnements et de cibles

2.5.1 Types d'environnements

L'environnement peut être homogène ou non homogène. L'hypothèse d'homogénéité est vérifiée s'il n'existe pas de bord de clutter ni de cibles interférentes au niveau de la fenêtre de référence [7].

Différents types de clutter non homogène

Le modèle non homogène englobe trois types de clutter qui sont :

Bord de clutter

Il est défini par une transition brusque de la puissance qui sépare deux zones de nature différente. Leur effet pose deux problèmes sur la détection CA-CFAR [8]. Le premier problème est connu sous le nom " effet de masque", Fig. 2.3, il se produit quand la cellule test X_0 se trouve dans la région du bruit thermique alors que les autres cellules de référence contiennent du clutter (plus bruit thermique). A ce moment, le seuil de détection subit une augmentation importante et une perte de détection conséquente peut se produire. Le deuxième problème est illustré dans la Figure. 2.4, quand la cellule sous test se trouve dans la région du clutter alors que certaines cellules sont situées dans la région du bruit thermique. Il en résulte une sous estimation

du seuil de détection, et par conséquent, une augmentation excessive du taux de fausses alarmes.

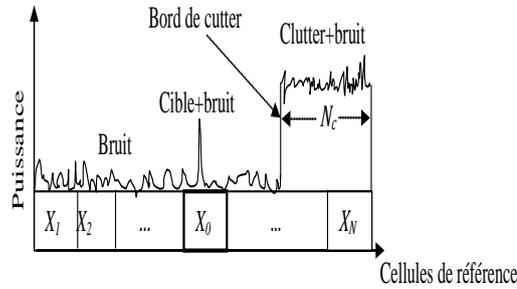


Figure 2.3 – Effet de masque

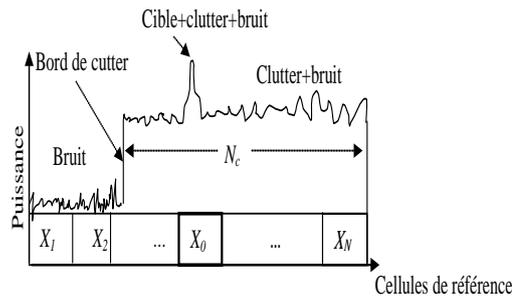


Figure 2.4 – Effet de la sous estimation

Cibles interférentes

C'est une situation qui contient une ou plusieurs cibles qui apparaissent dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pic(s). Selon leurs portées, elles peuvent se situer avant ou après la cellule sous test. La Figure. 2.5 montre une des situations des pics qui présente une telle configuration. L'apparence des pics est accompagnée généralement avec du bruit thermique. Ce phénomène conduit à une dégradation des performances de détection du CA-CFAR [8]. Il est connu sous le nom de " l'effet de capture

”. Le CMLD ou l’OS-CFAR s’adaptent parfaitement à cette situation sous certaines conditions bien évidemment sur le nombre des cibles secondaires présentent au niveau de la fenêtre de référence.

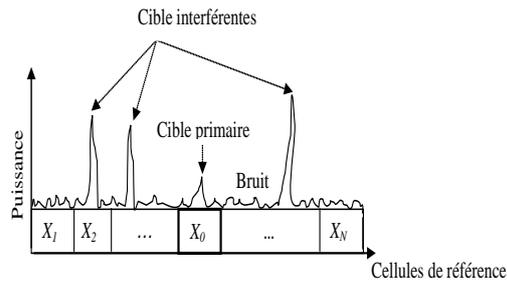


Figure 2.5 – Effet de capture

Bord de clutter et cibles interférentes

Ce type de configuration est l’association des deux précédentes. Il constitue le cas le plus général. Ainsi, toutes les situations montrées précédemment sont issues de ce type de milieu, Fig. 2.6. Dans la littérature, Le détecteur TM-CFAR est très robuste dans ce type de conditions si les points de censure sont connus à priori.

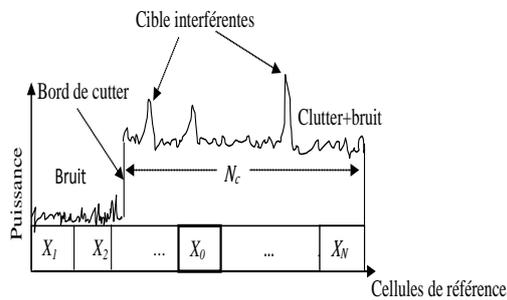


Figure 2.6 – Bord de clutter et pics

2.5.2 Modèles statistiques de clutter et de cibles

Modèles statistiques de clutter

La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question [9]. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à $0.5 \mu s$. Si de plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à 5 degrés, le clutter de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à $0.5 \mu s$). Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée ou lourde (long ou heavy tail) que celle de la Gaussienne. Conséquemment, pour détecter des cibles dans ce type de clutter, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, les modèles statistiques les plus rencontrés et pouvant suppléer à l'absence d'un clutter Gaussien sont les distributions Weibull, log-normal et K. Pour ce faire, le tableau 2.1 résume quelques cas de clutter non-Gaussien.

Distribution Gaussienne (Normal)

La distribution normal, souvent appelée distribution Gaussienne, est une famille importante de distribution de variables aléatoires continues. Par définition, une variable aléatoire X suit une loi Gaussienne, notée $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, quand sa fonction de densité de probabilité, s'écrit, [10, 32] :

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \frac{1}{2} \left[\frac{-(x - \mu)}{\sigma} \right]^2 \quad -\infty < \mu < +\infty \quad \text{et} \quad \sigma > 0 \quad (2.14)$$

μ et σ sont, respectivement, la moyenne et l'écart type de X . μ représente

Type de radar	Largeur d'impulsion $\tau(\mu s)$	Terre ou mer	Bande de fréquences	Angle d'incidence (degrés)	Modélisation du clutter
Basse résolution	2	Montagnes rocheuses	S	≥ 5 < 5	Gaussienne Weibull
Basse résolution	3	Collines boisées	L	0.5°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Forêt	X	0.7°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Terre cultivée	X	$0.7^\circ - 5.0^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.2	Mer : Etat 1	X	4.7°	Log-normal Weibull et K
Haute résolution	0.1	Mer : Etat 2	$K_v(12-18\text{GHz})$	$1.0^\circ - 30^\circ$	Log-normal Weibull et K

Table 2.1 – Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens

le paramètre de position (location parameter), et σ représente le paramètre d'échelle (scale parameter). La P_{df} normal passe par son maximum pour $x = \mu$. Elle a ses points d'inflexion en $\mu + \sigma$ et $\mu - \sigma$. Quand $\mu = 0$ et $\sigma^2 = 1$, $N(0, 1)$ est appelée loi normale standard.

Distribution Log-normal

La distribution log-normal été développée dans le but d'être appliquée dans une grande variété de situations réelles de clutter de mer et de terre à faible angle d'incidence (low grazing angle) et dans les radars à haute résolution. C'est une loi de distribution dont le logarithme est normalement distribué. Par définition, une variable aléatoire X suit une loi log-normal, notée $X \sim Ln(\mu, \sigma^2)$, quand sa densité de probabilité bi-paramétrique, s'écrit, $\forall X \in \mathfrak{R}_+^*$ [10, 32, 37] :

$$f_X(x) = \frac{1}{x \sigma \sqrt{2\pi}} \exp \frac{1}{2} \left[\frac{-(\ln(x) - \mu)}{\sigma} \right]^2 \quad -\infty < \mu < +\infty \text{ et } \sigma \geq 0 \quad (2.15)$$

μ , la moyenne de $\ln(x)$, représente le paramètre d'échelle et σ , l'écart type de $\ln(x)$, est connu sous le nom de paramètre de forme.

Distribution Weibull

Une variable aléatoire X est Weibull distribuée, si sa densité de probabilité a deux paramètres α et β , notée $W(\alpha, \beta)$, est définie sur \mathfrak{R}^+ par [10, 36] :

$$f_X(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right], \quad \alpha > 0 \text{ et } \beta > 0 \quad (2.16)$$

α représente le paramètre d'échelle et β le paramètre de forme de la distribution Weibull. La distribution Weibull se réduit à la distribution exponentielle pour $\beta = 1$, la distribution de Rayleigh est obtenue pour $\beta = 2$ [11].

Distribution K

En haute résolution, les fluctuations du clutter présentent un nombre élevé de pics qui peuvent être considérés comme des fausses cibles par le système radar. Leurs distributions ont une queue (tail) longue et étalée et sont connues sous le nom Gaussien Composé (Compound Gaussian clutter). A l'entrée du détecteur quadratique, ce modèle est représenté par le produit d'un processus aléatoire Gaussien complexe de moyenne nulle et de variance fixe appelé speckle et un autre processus positif et réel appelé texture [7, 12]. La principale caractéristique du modèle Gaussien Composé est liée à la variance (puissance) qui est considérée comme une variable aléatoire. Leurs caractéristiques statistiques changent selon la nature de la texture.

- Si la texture obéit à une loi Gamma, dans ce cas le clutter est K-distribué (clutter de mer) [12], sa P_{df} est donnée par :

$$f_X(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx), \quad x \geq 0 \quad (2.17)$$

Où,

- ν : est le paramètre de forme de la distribution.
- c : le paramètre d'échelle.
- $K_{\nu-1}(\cdot)$: la fonction de Bessel modifiée du second ordre.

Modèles statistiques de fluctuation de la cible

- **Cas de cible ponctuelle** : Dans les radars à basse résolution, les deux modèles de cibles considérés en théorie et bien confirmés par les expériences sont [1] :

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

suit une loi de Rayleigh de la forme :

$$f_X(x) = \frac{x}{x_0^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2x_0^2}\right) \quad (2.18)$$

Où x est l'amplitude du signal et x_0 sa valeur moyenne qui dépend de la surface équivalente du radar (Radar Cross Section) de la cible.

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

$$f_X(x) = \frac{9x^3}{2x_0^4} \exp\left(-\frac{3x^2}{2x_0^2}\right) \quad (2.19)$$

Finalement, il est nécessaire de prendre en compte les mouvements de la cible sur sa trajectoire. Nous définissons deux sortes de mouvements : "Cible fluctuante d'un balayage à un autre" et "Cible fluctuante d'une impulsion à une autre".

1. Cible fluctuante d'un balayage à un autre ("scan-to-scan") :
la cible lentement fluctuante garde la même amplitude pendant le temps d'un balayage. Donc, c'est la même réalisation de la même variable aléatoire.
2. Cible fluctuante d'une impulsion à une autre ("Pulse-to-pulse") :
la cible rapidement fluctuante change de valeur par rapport à chaque impulsion. Il en résulte que les échantillons reçus sont des réalisations différentes de la même variable aléatoire.

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

- * Cible de type Swerling 0 (Swerling 0 target) : Ce modèle est défini par une cible non-fluctuant et dont l'amplitude de l'enveloppe est constante.
- * Cible de type Swerling I (Swerling I target) : Ce modèle est défini par une cible lentement fluctuante et dont l'enveloppe suit la loi donnée par l'équation (2.18).
- * Cible de type Swerling II (Swerling II target) : Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'enveloppe suit la loi donnée par l'équation (2.18).
- * Cible de type Swerling III (Swerling III target) : Ce modèle est défini par une cible lentement fluctuante et dont l'enveloppe suit la loi donnée par l'équation (2.19).
- * Cible de type Swerling IV (Swerling IV target) : Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'enveloppe suit la loi donnée par l'équation (2.19).
- **Cas de cibles réparties** : Les radars à haute résolution permettent une amélioration des performances de détection par rapport aux radars à basse résolution. Cette amélioration dépend essentiellement de deux facteurs [3].
 - * L'augmentation de la résolution du radar réduit l'énergie rétrodiffusée par cellule.
 - * L'énergie rétrodiffusée par des cibles réparties (resolved scatterers) introduit moins de fluctuations que l'énergie rétrodiffusée par une cible conventionnelle (unresolved point target).

Ainsi, en détection HRR, nous ne parlons plus d'une cible ponctuelle mais plutôt de cibles réparties, car l'énergie retro rétrodiffusée dans ce type de radars est répartie sur un nombre ' Np' de cellules, appelées cel-

lules primaires contenues dans le groupe sous test. Ce concept est appelé MDS (Multiple Dominant Scatterers), et permet de définir l'énergie rétrodiffusée par chacune des N_p cellules.

2.6 Détection CFAR

Dans les systèmes radars, la détection automatique de cible est basée sur une décision binaire de présence ou d'absence du signal notées respectivement H_1 et H_0 , comme il a déjà été mentionné précédemment. Le principe consiste à échantillonner le signal en portée pour construire des cellules appelées cellules de références, comme montré dans la Fig. 2.7. Une estimation de la puissance (Z) du bruit et/ou clutter est obtenue à partir de la moyenne des cellules qui entourent la cellule sous test X_0 . Notons que les cellules adjacentes à X_0 sont appelées cellules de référence ou simplement fenêtre de référence [5].

Les deux cellules qui encadrent la cellule sous test, appelées cellules de garde, ne sont pas prises en considération car elles peuvent contenir une partie de la puissance de la cible. La constante de seuillage (threshold multiplier) T est calculée de manière à assurer une probabilité de fausse alarme (P_{fa}) désirée. Dans ce cas, la décision du détecteur sera en fonction du résultat du test de comparaison de l'échantillon de la cellule sous test (CST) X_0 à un seuil adaptatif $T.Z$ qui varie en fonction de l'environnement (c'est-à-dire l'estimateur de l'environnement Z). Dans ce cas, les deux possibilités de la décision finale à la sortie du détecteur sont :

- Si $X_0 < T.Z \Rightarrow$ hypothèse H_0 : absence de cible
- Si $X_0 > T.Z \Rightarrow$ hypothèse H_1 : présence de cible

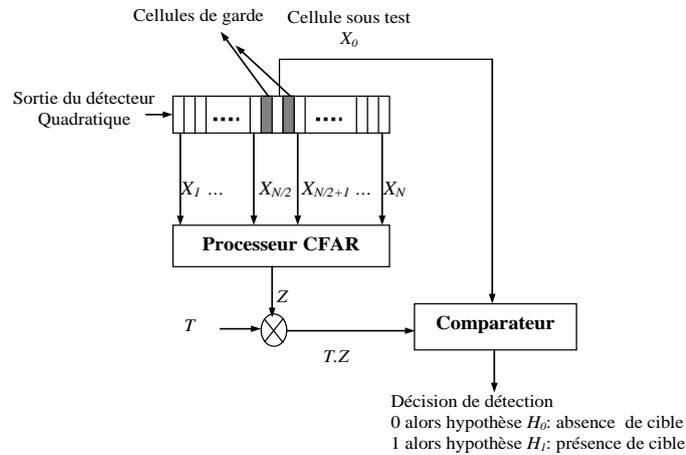


Figure 2.7 – Principe général d'un détecteur CFAR

Le problème majeur dans un tel détecteur CFAR réside dans la manière retenue pour estimer la puissance du bruit Z dans un milieu homogène et surtout dans un milieu non homogène.

2.7 Etat de l'art des processeurs CFAR

Pour résoudre le problème mentionné dans le précédent paragraphe, la première contribution a été faite par Finn et Johnson [13]. Ils ont proposé un détecteur adaptatif appelé CA-CFAR (Cell Averaging Constant False Alarm Rate). La modification du processeur CA-CFAR pour un milieu non homogène a été proposée par Hansen et Sawyers [14]. L'idée consiste à diviser la fenêtre de référence en deux demi fenêtres l'une contenant des cellules avant la cellule sous test (leading cells) et l'autre formée des cellules placées après la cellule sous test (lagging cells). L'estimation du niveau du bruit sera faite en additionnant séparément les échantillons de chacune des demi fenêtres est à prendre le maximum des deux résultats. Ce processeur est connu sous le nom de GO-CFAR (Greatest Of CFAR). L'étude de ce détecteur a été faite

par Moore et Lawrence [15], ils ont montré que la performance de la détection est bonne pour un milieu non homogène avec présence d'un bord de clutter et la cellule sous test noyée dans le clutter. Dans [16], Weiss a montré qu'en présence d'un bord de clutter et la cellule sous test noyée dans un bruit ou en présence de cibles d'interférentes, les performances de détection du GO-CFAR sont sérieusement dégradées. Pour résoudre ce problème, Trunk [17] a proposé le processeur SO-CFAR (Smallest Of CFAR). Il a opté pour une même approche que dans le GO-CFAR sauf qu'il prend le minimum des sommes générées au niveau des deux demi-fenêtres. Si les processeurs GO-CFAR et SO-CFAR donnent de meilleures performances de détection par rapport au CA-CFAR pour une situation non homogène en présence d'un clutter de bord, le maintien de la probabilité de fausse alarme n'est pas assuré. C'est pour cette raison que d'autres catégories de détecteurs CFAR, basés sur les statistiques d'ordre, ont été proposées et qui sont plus adaptés en cas de présence de cibles interférentes. Rickard et Dillard [18] ont proposé le détecteur CMLD (Censored Mean Level Detector). L'idée est de classer les échantillons par ordre croissant, et les k plus grands échantillons sont censurés. Les $(N - k)$ échantillons restants sont utilisés pour l'estimation du niveau du bruit. Ce processeur donne une perte en détection négligeable dans un environnement homogène mais devient très robuste dans une situation avec un nombre de cibles interférentes ne dépassant pas le nombre de cellules censurées k appelé également point de censure. Dans [19], Rohling propose l'utilisation de l'OS-CFAR (Ordred Statistic-CFAR), l'idée est de trier, dans un ordre croissant, les échantillons de la fenêtre de référence puis estimer le bruit en prenant le k^{ieme} échantillon. De bons résultats ont été obtenus pour la valeur $k = 3N/4$. Ce processeur subit une légère perte en détection par rapport au CA-CFAR dans un milieu homogène mais présente une grande

robustesse en présence de cibles interférentes. Cependant, en présence d'un bord de clutter, le nombre de fausse alarme devient excessif. Pour palier à cette situation, Gandhi et Kassam [8], ont proposé le processeur TM-CFAR (Trimmed Mean CFAR) qui est considéré comme une synthèse de l'OS-CFAR et du CMLD-CFAR. L'idée est de censurer, après l'opération du tri des échantillons, les T_1 premiers et les T_2 derniers échantillons. Le bruit est alors estimé à partir des $(N - T_1 - T_2)$ échantillons restants. Dans [20], Ritcey et Hines ont proposé une analyse complète pour le processeur MAX-LCD-CFAR (MaX Linear Combinaison CFAR) qui est une généralisation des processeurs : MAX-OS-CFAR, MAX-CMLD-CFAR et MAX-CA-CFAR. Evidemment, pour chacun de ces détecteurs, la sélection du maximum s'effectue en tenant compte des deux demi-fenêtres de référence. Les auteurs ont donné les performances du détecteur proposé en fonction des points de censure en présence de cibles interférentes à INR (Interfering-Noise-Ratio) élevé.

Il est bien connu que la majorité des détecteurs CFAR, basés sur les statistiques d'ordre utilisent des points de censure fixes (OS, CMLD, TM, MAX-LCD). Notons qu'aucun de ces détecteurs ne peut être robuste pour chaque type d'environnement. Chacun d'eux a montré son efficacité pour certaines situations et pas pour d'autres. Pour améliorer la robustesse des détecteurs à points de censure fixes, plusieurs travaux de recherches ont été proposés dans la littérature utilisant des points de censure automatique qui s'adaptent dynamiquement à chaque type d'environnement.

Dans ce contexte, Barkat et *al* [21] ont proposé le processeur GCMLD-CFAR (Generalized CMLD-CFAR) qui n'a pas besoin de connaître, à priori, le nombre des cibles interférentes. Ce processeur utilise une procédure itérative de censure appliquée aux deux demi fenêtré de référence. Le GCMLD-CFAR est robuste uniquement en présence de cibles interférentes noyées dans du

bruit. Son seul inconvénient est qu'il nécessite un temps de calcul très important si on doit l'implémenter en temps réel. Himonas et Barkat [22, 23] ont proposé les processeurs ACMLD-CFAR (Automatic CMLD-CFAR) et le ACGO-CFAR (Adaptive Censored Greatest Of-CFAR) et ils ont étudié leurs performances pour n'importe quel type d'environnement. Comme pour le GCMLD, les deux processeurs ACMLD-CFAR et ACGO-CFAR sont basés sur la même procédure de rejet, cellule par cellule, des échantillons qui ne vont pas contribuer à l'estimation de la puissance du bruit. La seule contrainte posée est aussi la complexité des opérations et donc un temps de calcul énorme. Dans [24], Srinivasan a introduit la notion de E-CFAR (Ensemble CFAR) qui consiste à tirer profit de tous les détecteurs connus pour s'adapter à toute situation.

Dans le même ordre d'idée, Dans [25], les CA, SO et GO-CFAR sont combinées pour donner le VI-CFAR (Variability Index-CFAR). Cette procédure détermine un indice de variabilité (VI) des données et classe les cellules selon l'homogénéité du fouillis. Par la suite, Hammoudi et Soltani [26] ont proposé un détecteur qui exploite les avantages des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR en fonction de l'environnement perçu. L'idée est d'utiliser deux paramètres statistiques qui sont : VI (Variability Index) qui est une statistique d'ordre deux et le MR (Mean Ratio) qui représente un rapport de deux moyennes statistiques. Ces deux paramètres statistiques sont appliqués pour les deux demi-fenêtres de la fenêtre de référence et en fonction de leurs valeurs, le processeur commute vers le meilleur algorithme parmi le CA, GO et OS-CFAR. Ce processeur est robuste dans les cas de présence d'un bord de clutter, d'une part et dans le cas de présence de cibles interférentes confinées à une seule des deux demi-fenêtres, d'autre part. Si par contre ces dernières se trouvent réparties sur les deux demi-fenêtres le VI-CFAR ne peut pas prendre

en considération cette situation.

Dans [27], Farrouki et Barkat ont suggéré le détecteur ACCA-ODV (ACCA-Ordered Data Variability) pour améliorer la robustesse du détecteur ACCA dans le cas où le nombre d'interférences et le nombre de cellules du clutter sont inconnus. Il utilise l'algorithme itératif ODV qui fournit le nombre estimé des échantillons ordonnés à censurer. Cet algorithme commute vers le CA-CFAR dans un milieu Rayleigh homogène, et présente une meilleure robustesse relativement à l'OS-CFAR et le VI-CFAR en milieu non homogène, mais il souffre d'une augmentation excessive du taux de fausses alarmes. Tout récemment, Zaimbashi et Norouzi [28] ont proposé un détecteur appelé ADCCA-CFAR (Automatic Dual Censoring Algorithm and Cell-Averaging CFAR). Ce détecteur ne nécessite aucune connaissance à priori sur l'environnement. Il utilise la fonction d'appartenance floue pour déterminer et censurer les échantillons non désirés dans la fenêtre de référence. En outre, un nouveau détecteur connu sous le nom de Switching-CFAR (S-CFAR) a été proposé et analysé par Cao [29]. Il sélectionne des échantillons dans les cellules de référence CFAR par l'utilisation de la puissance de l'échantillon de la cellule sous test. Le S-CFAR est simple à implémenter pratiquement car ce type de détecteur ne nécessite pas des échantillons ordonnés. Ce travail a été commenté par Meng [30] qui a recommandé l'utilisation de la théorie de statistique d'ordre pour obtenir les expressions des probabilités de détection et de fausse alarme du S-CFAR dans un milieu homogène.

Récemment, les radars à haute résolution fonctionnent avec une largeur d'impulsion inférieure à $0.5 \mu s$. En effet, des nombreuses études ont montré que les données recueillies sont modélisées par des distributions de longues queues (long tail ou heavy tail) telles que Log-normale, Weibull et K-distribution [31]. Leurs fluctuations du clutter présentent un nombre élevé

de pics qui peuvent être considérés comme des fausses cibles par le système radar et ne sont plus régies par une loi exponentielle [32]. Dans ce cas, la technique qui consiste à moyenner des cellules (CA-CFAR) et même les techniques basées sur les statistiques d'ordre souffrent d'une augmentation de la probabilité de fausse alarme, c'est à dire de fausse détection. Pour remédier à ce problème, le radar doit alors adapter son seuil de détection pour réduire ce niveau de fausse alarme. Pour cela, plusieurs travaux de recherches ont été proposés dans la littérature utilisant les détecteurs CFAR pour des distributions de longues queues [33-37]. Ces distributions de densité de probabilité bi-paramétrique (paramètres de forme et d'échelle sont généralement inconnus et variables) ont besoin d'être estimés à temps réel avant l'étape de décision CFAR. Dans [33], Goldstein a proposé pour la première fois, un détecteur CFAR adapté aux caractéristiques statistiques des clutters de distributions log-normal et Weibull. Ce détecteur a été baptisé log-t-CFAR. Par la suite, Weber et Haykin [34] ont présenté une extension de l'OS-CFAR pour des distributions à deux paramètres donnant lieu à une forme particulière du seuil de détection. Le ML-CFAR, le détecteur du Maximum de vraisemblance (Maximum-likelihood), a montré une amélioration de la performance en termes de probabilité de détection par rapport au détecteur Weber-Haykin dans un clutter de distribution Weibull pour des cas des paramètres de forme connus et inconnus. Ce détecteur a été proposé par Ravid et Levanon [35]. L'inconvénient majeur de ce détecteur est que le temps de calcul est relativement élevé. Plus tard, Guida, M. et *al* [36, 37] ont utilisé le meilleur estimateur linéaire sans biais (BLUE : Bi-parametric Linear Unbiased Estimator) des paramètres de forme et d'échelle du clutter de distribution log-normal et Weibull pour ajuster le seuil de détection. Il présente de meilleures performances par rapport à celles du log-t-CFAR en permettant

d'éviter le problème lié à l'effet de masque. Malheureusement, les performances de ces détecteurs [33-37] se dégradent considérablement en présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Les auteurs ont utilisé la technique de censure automatique pour améliorer les performances de la détection CFAR.

Dans la littérature, plusieurs approches bien connues de censure automatique ont été proposées [38, 39] pour un clutter de distribution log-normal et [40-42] pour un clutter de distribution Weibull. Dans, [38, 39], Almarshad et *al* ont considéré, respectivement, les détecteurs F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell-Averaging) et F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censored Order-Statistic) pour des situations de cibles multiples dans un environnement log-normal. La technique de censure automatique est basée sur la comparaison de l'échantillon dans une des cellules de référence sous test avec un seuil adaptatif. Le premier utilise un seuil linéaire bi-paramétrique. Dans ce cas, le signal reçu est d'abord passé à travers un amplificateur logarithmique. Dans le deuxième ils ont considéré le seuil adaptatif de Weber Haykin qui évite l'estimation des paramètres et donc le passage par un amplificateur logarithmique. Dans [40], Zaimbashi et *al* ont proposé d'analyser le détecteur OS-CFAR avec pondération dans un système à fusion de données ou pour un clutter de distribution Weibull. Plus tard, Qu et *al* [41] ont proposé le détecteur ACML-CFAR (An adaptive censoring maximum likelihood CFAR). Ils ont fait usage de l'algorithme itératif ODV pour censurer les échantillons de références contenant un nombre inconnu de cibles interférentes. Les échantillons restants sont utilisés pour l'estimation des paramètres de la distribution Weibull grâce à l'estimateur du maximum de vraisemblance. Tout récemment [42], Chabbi et *al* ont proposé le détecteur DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring Best

Linear Unbiased-Constant False Censoring and Alarm Rate). L'idée principale de ce détecteur est basée sur une procédure à double censure automatique effectuée par le bas et par le haut. Après censure, l'ensemble homogène sélectionné est utilisé pour estimer le niveau du bruit. Ce dernier ne nécessite pas de connaissances à priori sur l'état de l'environnement de type Weibull.

La distribution K étant considérée parmi la famille des distributions de type gaussien composé obtenue par le produit de deux variables aléatoires généralement inconnues appelées "Speckle" et "texture", respectivement. Dans [44], les auteurs ont proposé une technique basée sur le test du rapport de vraisemblance généralisé appelé GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test). Par la suite [45], Gini a introduit et étudié le détecteur GLRT-LQ (Generalized Likelihood Ratio Test Linear Quadratic) pour un mélange de clutter Gaussien et K-distribué. Ce détecteur consiste en l'estimation de la texture, qui sera utilisée pour déterminer le rapport de vraisemblance. Les résultats obtenus donnent de bonnes performances de détection tout en garantissant un taux de fausse alarme quasiment constant. Plus tard, Jay et al [46] ont proposé un détecteur, nommé BORD (Bayesian Optimum Radar Detector) basé sur l'estimation Bayésienne de la loi de la texture. Un des problèmes majeurs de ces détecteurs est que la matrice de covariance des données est inconnue. Il faudra par conséquent l'estimer à temps réel puis l'utiliser dans l'étape de détection qui sera qualifié dès lors de détecteur adaptatif.

2.8 Contribution

Dans cette thèse, notre contribution peut être scindée en deux :

- A. Dans la première contribution nous proposons un détecteur baptisé AC-CFAR basé sur une procédure de censure automatique dans un en-

vironnement Gaussien, en présence d'un nombre inconnu de cibles interférentes et d'une position également inconnue du bord de clutter. Le détecteur considéré utilise comme première étape une procédure adaptative efficace permettant de localiser les transitions qui représentent les irrégularités dans l'environnement afin d'assurer une probabilité de fausse censure désirée. La seconde procédure permet de commuter, en fonction des transitions localisées, vers le détecteur conventionnel adéquat parmi les détecteurs CA-, CMLD- ou TM-CFAR qui offre les meilleures performances en termes de probabilité de détection. Pour évaluer les performances du détecteur proposé, en termes de probabilité de censure, de probabilité de détection et de probabilité fausse alarme, nous allons conduire un certain nombre de simulations sur une multitude de scénarii sur l'environnement observé selon la technique de Monte-Carlo.

B. Dans la deuxième contribution, nous examinons le problème de la censure automatique dans le cas d'un environnement plus complexe modélisé par un clutter non Gaussien (log-normal, Weibull et K) de paramètres inconnus en présence de cibles interférentes sans connaissance a priori ni de leur nombre ni leurs localisations. L'algorithme proposé se décompose en trois étapes distinctes :

La première étape consiste à générer de nouveaux échantillons tirés à partir de la population initiale (les cellules de référence). Comme seconde étape, nous utilisons l'algorithme de segmentation Fine to Coarse (FTC) qui permet de segmenter l'histogramme des moyennes statiques correspondantes aux nouveaux échantillons créés. La troisième étape consiste à prendre la population du premier mode de l'histogramme, censée être issue d'un milieu homogène, pour estimer les paramètres de

la distribution et estimer le nombre d'interférences à partir du nombre de modes obtenus. Pour conforter l'approche proposée, une étude de robustesse, par rapport à la censure et à l'estimation des paramètres de la distribution, sera conduite dans une multitude de situations.

Chapitre 3

Détecteur à Censure

Automatique dans un Clutter

Gaussien en Milieu Hétérogène

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un détecteur radar à censure automatique à taux de fausse alarme constant (CFAR, Constant False Alarm Rate). Ces dernières années ont vu plusieurs travaux proposés dans littérature abordant ce type de problématique dans des milieux gaussiens. Pour cela, un certain nombre de processeurs ont vu le jour dans des conditions d'hétérogénéité dues à la présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes appelées également cibles secondaires. La particularité de chacun de ces processeurs est qu'il s'adapte à un type d'environnement bien particulier en offrant de bonnes performances en termes de probabilité de détection et de fausse alarme. Ces performances sont vite dégradées dès qu'on s'éloigne des hypothèses adéquates de l'environnement. La différence entre les algo-

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

rithmes de ces processeurs réside dans la manière retenue pour sélectionner ou retenir, suite à une censure, uniquement les échantillons présents dans la fenêtre de référence permettant d'estimer au mieux la puissance du milieu observé. Dans cette optique, nous proposons un nouveau détecteur baptisé AC-CFAR, structuré en deux procédures qui permettent non seulement de censurer d'une manière efficace les cellules indésirables mais qui permettent également de commuter vers l'un des détecteurs conventionnel proposé dans littérature, parmi le CA-, CMLD- ou TM-CFAR, qui est le mieux adapté à la configuration en cours d'investigation. Le point fort de ce détecteur est qu'il n'a besoin d'aucune connaissance à priori sur le ou les types d'hétérogénéité (bord de clutter et/ou cibles interférentes) ni leurs localisation dans la fenêtre de référence.

3.2 Hypothèses et formulation du problème

Dans les systèmes radars modernes, la détection d'une éventuelle cible est réalisée d'une manière adaptative, comme on l'a déjà mentionné dans le chapitre précédent. Dans ce cas, l'observation reçue est comparée à un seuil, dit de détection, pour déclarer la cible présente ou absente dans un point donné de l'espace sous observation. Le principe consiste à échantillonner le signal en portée par des cellules appelées cellules de référence où beigne la cellule sous test X_0 . La structure du détecteur AC-CFAR que nous allons présenter est montrée dans la Fig. 3.1. On considère que la détection est mono-impulsion et que les cibles (cible primaire et cibles secondaires) fluctuent selon le modèle de Swerling II. Pour un environnement homogène, les composantes en phase (I) et en quadrature de phase (Q) sont représentées par des variables aléatoires gaussiennes indépendantes. Par conséquent, Les échantillons dans les cel-

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

lules de référence X_1, X_2, \dots, X_N sont donc des variables *iid* (indépendantes et identiquement distribuées) et exponentiellement distribuées. Cependant, la fonction densité de probabilité (P_{df}) de X_i est donnée par [8] :

$$f_{X_i}(x) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right), \quad x \geq 0 \quad (3.1)$$

où μ est la variance de la distribution à partir de laquelle l'observation x a été générée. Dans un environnement non homogène, la valeur de μ dépend du contenu de la cellule observée. Quand la ième cellule de référence est noyée dans le clutter plus le bruit thermique et contenant également une cible interférente μ devient alors

$$\mu = \mu_t(1 + CNR + INR) \quad (3.2)$$

μ_t définie la puissance du bruit thermique (normalisée à 1), CNR et INR représentent respectivement le rapport clutter-sur-bruit (clutter-to-noise ratio) et le rapport cible interférente-sur-bruit (interfering target-to-noise ratio). Si la cellule de référence contient du bruit thermique uniquement alors $CNR = 0$ et $INR = 0$. D'autre part, quand la cellule sous test X_0 contient une cible primaire, INR est remplacé par SNR dans l'équation (3.2). Le détecteur considéré ne nécessite aucune connaissance à priori sur l'environnement, *i.e.*, le nombre d'interférences ainsi que leurs localisations et/ou la position du bord de clutter. L'algorithme de censure commence par classer, dans un ordre croissant, les cellules de référence X_1, X_2, \dots, X_N afin d'obtenir les cellules ordonnées.

$$X(1) \leq X(2) \leq \dots \leq X(N) \quad (3.3)$$

Comme tout détecteur CFAR, l'objectif consiste à sélectionner lesquelles parmi les cellules de la fenêtre de référence doivent être utilisées pour avoir le meilleur estimateur (Z). Puisque les cellules sont triées, il est évident que

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

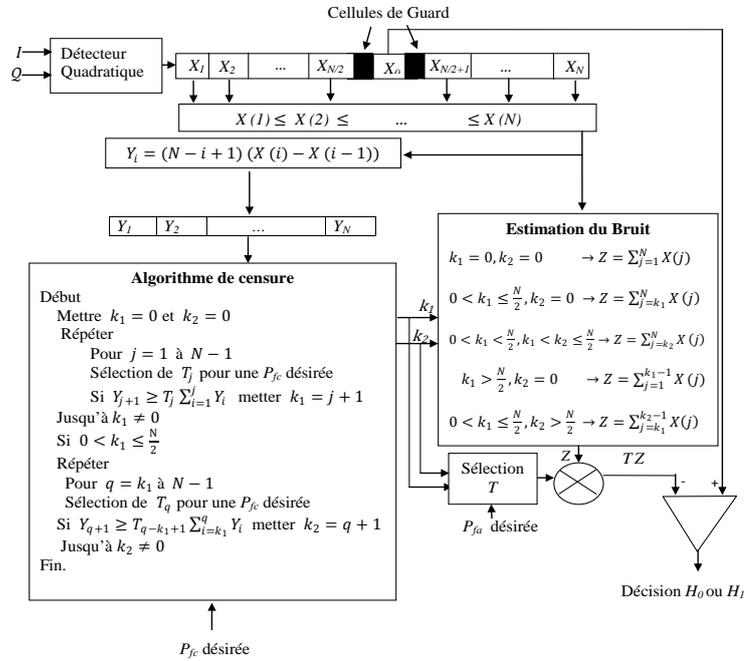


Figure 3.1 – Schéma synoptique du détecteur proposé AC-CFAR

dans une situation la plus générale possible, illustrée par la figure 3.2, il y'a apparition de deux transitions k_1 et k_2 dues respectivement à la transition de la zone du bruit thermique vers le clutter et du clutter vers les interférences noyées dans le clutter.

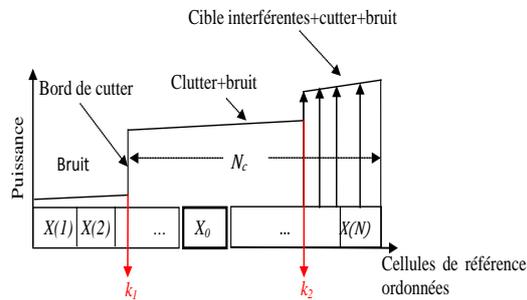


Figure 3.2 – Positions de k_1 et k_2 dans les cellules de référence ordonnées

L'idée de base est donc la recherche de ces deux transitions, si elles

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

existent, permettant ainsi la segmentation du milieu. L'algorithme de censure proposé peut se résumer de la manière suivante :

Notons d'abord que les échantillons de la relation (3.3) issus du tri ne sont plus *iid*, nous avons alors généré, à partir de ces dernières, d'autres variables, selon la relation (3.4), appelées variables d'écart normalisées qui ont la propriété d'être non seulement indépendantes mais également identiquement distribuées et positive selon une loi exponentielle [47].

$$Y_i = (N - i + 1)(X(i) - X(i - 1)) \quad (3.4)$$

où $i = 1, 2, \dots, N$, et nous supposons que $X(0) = 0$.

Notons également qu'en fonction de l'existence ou pas de k_1 et k_2 plusieurs configurations sur le milieu observé peuvent existées.

Comme première phase, nous commençons par chercher la première transition k_1 , si elle existe évidemment, qui représente le passage entre deux régions de puissances différentes (le bruit thermique et l'autre par le clutter ou des interférences plus le bruit thermique). Pour cela, le test statistique que nous avons proposé est évalué selon :

$$k_1 = \begin{cases} j + 1; & \text{si } Y_{j+1} \geq T_j \sum_{i=1}^j Y_i \\ 0; & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.5)$$

où $j = 1, 2, \dots, N - 1$ et T_j représentent les facteurs multiplicatifs qui maintiennent, à chaque étape j , une probabilité de fausse censure désirée P_{fc} en milieu homogène.

La (P_{fc}) de chaque étape j du test statistique est obtenue par l'utilisation de la relation mathématique suivante [13] :

$$P_{fc} = (T_j + 1)^{-j} \quad (3.6)$$

alors l'expression de T_j en fonction du P_{fc} devient

$$T_j = P_{fc}^{(-\frac{1}{j})} - 1 \quad (3.7)$$

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

Par la suite, si la première transition k_1 est située dans la demi-fenêtre à gauche de la cellule sous test, *i.e.* $0 < k_1 \leq \frac{N}{2}$, alors la deuxième phase de la recherche d'une éventuelle seconde transition k_2 se poursuit mais en utilisant cette fois ci le test statistique de la relation (3.8).

$$k_2 = \begin{cases} q + 1; & \text{si } Y_{q+1} \geq T_{q-k_1+1} \sum_{i=k_1}^q Y_i \\ 0; & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.8)$$

où $q = k_1, \dots, N - 1$.

Il est évident que si aucune transition n'existe, c'est-à-dire lorsque $k_1 = 0$, nous pouvons affirmer que le milieu observé est homogène.

Enfin, dans le cas où k_1 se situe après la cellule sous test, c'est-à-dire, $k_1 > \frac{N}{2}$, il serait inutile de chercher k_2 .

En finalité, lorsque k_1 et k_2 existent et que leurs positions sont localisées, une autre procédure de commutation vers l'algorithme adéquat, parmi les CA-, CMLD- ou TM-CFAR, sera activée. En fonction de ces résultats, cette commutation se fait de la manière suivante :

$$k_1 = 0, k_2 = 0 \rightarrow Z = \sum_{j=1}^N X(j) \quad \text{CA-CFAR} \quad (3.9)$$

$$0 < k_1 \leq \frac{N}{2}, k_2 = 0 \rightarrow Z = \sum_{j=k_1}^N X(j) \quad \text{CA-CFAR} \quad (3.10)$$

$$0 < k_1 < \frac{N}{2}, k_1 < k_2 \leq \frac{N}{2} \rightarrow Z = \sum_{j=k_2}^N X(j) \quad \text{CA-CFAR} \quad (3.11)$$

$$k_1 > \frac{N}{2}, k_2 = 0 \rightarrow Z = \sum_{j=1}^{k_1-1} X(j) \quad \text{CMLD-CFAR} \quad (3.12)$$

$$0 < k_1 \leq \frac{N}{2}, k_2 > \frac{N}{2} \rightarrow Z = \sum_{j=k_1}^{k_2-1} X(j) \quad \text{TM-CFAR} \quad (3.13)$$

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

Notons qu'il est très improbable d'être dans la situation de l'équation (3.11). Car dans ce cas, cela voudrait dire qu'il y a plus de $\frac{N}{2}$ cibles secondaires qui est un nombre très excessif en pratique.

Une fois le niveau de puissance de l'environnement Z estimé, la procédure de sélection commute sur le meilleur détecteur conventionnel adapté à la situation actuelle tout en choisissant la constante de seuillage T adéquate, selon l'équation (3.16), de façon à assurer une probabilité de fausse alarme désirée et stockée dans une table (look-up table). Le test statistique suivant (3.14) est alors utilisé pour la prise de décision sur la présence ou l'absence de cible :

$$X_0 \underset{H_1}{\overset{H_0}{\leq}} TZ \quad (3.14)$$

3.3 Le détecteur TM-CFAR

Gandhi et Kassam [8], ont proposé une généralisation des détecteurs OS-, CMLD- et CA-CFAR. En effet, l'idée de détecteur TM-CFAR est de censurer, après l'opération de tri des échantillons, les T_1 premiers et les T_2 derniers échantillons. Le bruit est alors estimé à partir des $(N - T_1 - T_2)$ échantillons restants, ce processeur s'adapte parfaitement bien à la présence concomitante de bord de clutter et de cibles interférentes et donne une perte de détection si le nombre de cibles d'interférentes dépasse le nombre des dernières cellules censurées T_2 . L'estimateur du milieu est ainsi donné par :

$$Z = \sum_{j=T_1+1}^{N-T_2} X(j) \quad (3.15)$$

où $X(1), X(2), \dots, X(N)$ sont les cellules de référence ordonnées selon leur puissance dans un ordre croissant. Les équations (3.16) et (3.20) sont les expressions liant le seuil T à la P_{fa} et de la P_d , respectivement, du TM-

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

CFAR dans un clutter de type Rayleigh en présence de cibles Swerling I ou II [8] :

$$P_{fa} = \prod_{i=1}^{N-T_1-T_2} M_{V_i}(T) \quad (3.16)$$

avec,

$$M_{V_1}(T) = \frac{N!}{T_1!(N-T_1-1)!(N-T_1-T_2)} \sum_{j=0}^{T_1} \frac{\binom{T_1}{j} (-1)^{T_1-j}}{\frac{N-j}{N-T_1-T_2} + T} \quad (3.17)$$

et

$$M_{V_i}(T) = \frac{a_i}{a_i + T}, \quad i = 2, \dots, N - T_1 - T_2, \quad (3.18)$$

où

$$a_i = \frac{N - T_1 - i + 1}{N - T_2 - T_1 - i + 1}. \quad (3.19)$$

Notons que la probabilité de détection (P_d) est obtenue en remplaçant T par $\frac{T}{(1+SNR)}$ dans (3.16), ce qui donne :

$$P_d = \prod_{i=1}^{N-T_1-T_2} M_{V_i}\left(\frac{T}{1+SNR}\right) \quad (3.20)$$

Notons également que les détecteurs CMLD- et CA-CFAR sont des cas particuliers du détecteur TM-CFAR avec $(T_1, T_2) = (0, k)$ et $(0, 0)$, respectivement.

A titre indicatif, la Table 4.1 résume quelques situations et donne les valeurs des constantes multiplicatives T avec une consigne $P_{fa} = 10^{-4}$ et $N = 24$ dans la fenêtre de référence. Ces différentes valeurs de T doivent se calculer en off-line puis stockées dans une mémoire morte (Look-up table) comme en la précisé précédemment.

Notons que les relations qui relient ces transitions (k_1 et k_2), si elles existent bien évidemment, et les seuils (T_1 et T_2), sont comme suit

$$k_1 = \begin{cases} T_1 + 1; & \text{si } T_1 \neq 0 \\ 0; & \text{si } T_1 = 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

Censure symétrique			Censure asymétrique		
T_1	T_2	T	T_1	T_2	T
0	0	0.467	0	1	0.561
1	1	0.562	0	3	0.769
2	2	0.664	0	6	1.223
3	3	0.780	1	0	0.468
4	4	0.925	3	0	0.470
5	5	1.100	6	0	0.485
6	6	1.330	2	1	0.560
7	7	1.660	2	4	0.900
8	8	2.160	2	7	1.450
9	9	2.950	1	2	0.660
10	10	4.600	4	2	0.670
11	11	9.470	7	2	0.710

Table 3.1 – Constantes multiplicatives T du détecteur TM-CFAR, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $N = 24$

$$k_2 = \begin{cases} N - T_2 + 1; & \text{si } T_2 \neq 0 \\ 0; & \text{si } T_2 = 0 \end{cases} \quad (3.22)$$

3.4 Description de l'algorithme de censure

Avant toute chose, il faut préalablement calculer les différents seuils T_j en fonction de la probabilité de fausse censure P_{fc} désirée, d'une part, et les facteurs multiplicatifs T en fonction de la P_{fa} de consigne, d'autre part, en milieu homogène. Les échantillons sont initialement ordonnés en fonction de leurs amplitudes $X(1) \leq X(2) \leq \dots \leq X(N)$. Les étapes algorithmiques de la procédure de censure peuvent alors être résumées de la manière suivante :

DEBUT

Etape 1 : Calcul de la variable écart normalisée des échantillons adjacents

$$Y_i = (N - i + 1)(X(i) - X(i - 1))$$

où $i = 1, 2, \dots, N$, on suppose $X(0) = 0$.

Etape 2 : Recherche de la première transition k_1 , si ça existe, et sélection des facteurs multiplicatifs T_j correspondants

$$k_1 = \begin{cases} j + 1; & \text{si } Y_{j+1} \geq T_j \sum_{i=1}^j Y_i \\ 0; & \text{ailleurs} \end{cases}$$

où $j = 1, 2, \dots, N - 1$.

Etape 3 : Recherche de la seconde transition k_2 , si elle existe, et sélection des facteurs multiplicatifs T_{q-k_1+1} correspondants de la transition,

i.e. :

Si $0 < k_1 \leq N/2$

$$k_2 = \begin{cases} q + 1; & \text{si } Y_{q+1} \geq T_{q-k_1+1} \sum_{i=k_1}^q Y_i \\ 0; & \text{ailleurs} \end{cases}$$

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

avec $q = k_1, \dots, N - 1$.

Sinon $k_2 = 0$.

Etape 4 : En fonction des valeurs de k_1 et k_2 , commuter sur le détecteur conventionnel adéquat CA-, CMLD- ou TM-CFAR.

FIN

3.5 Résultats et discussions

Dans cette section, nous évaluons la robustesse du détecteur proposé AC-CFAR en termes de performances de censure, de détection et de maintien de la fausse alarme. Les différentes simulations ont été menées en utilisant la technique de Monté Carlo avec la version 7 de MATLAB comme langage de programmation. Pour cela, plusieurs scénarii sur l'environnement sous surveillance ont été considérés en milieu gaussien dans des situations d'homogénéité et de non homogénéité.

3.5.1 Probabilité de censure

La véritable contribution de notre travail, par rapport à la chaîne complète de l'étage du détecteur d'une chaîne radar, se situe principalement au niveau de cette procédure de censure automatique. Pour cela, nous donnons une attention particulière quant à l'évaluation des performances des techniques proposées.

Environnement homogène

Dans ce cas, toutes les cellules de référence contiennent uniquement du bruit thermique ou du bruit plus clutter. Bien évidemment aucune transition due à l'hétérogénéité n'est censée exister, c'est à dire $k_1 = 0$ et $k_2 = 0$. Les

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

résultats de simulations ont été obtenues pour des valeurs nominales de la probabilité de fausse censure $P_{fc}=10^{-2}$ et 10^{-4} prouvent que le détecteur proposé offre des taux de non censure relativement conséquents de 79% et 85%, respectivement.

Environnement non homogène

Situation en présence de cibles interférentes

Dans quelques situations, l'environnement observé peut présenter uniquement des cibles interférentes (voir figure. 2.5). Pour cela, nous avons considéré les hypothèses suivantes : une fenêtre de référence de $N = 36$ cellules, $P_{fc} = 10^{-3}$ et un nombre d'interférences $m = 4$ en tenant compte de deux valeurs du INR (25 dB puis 30 dB). La figure 3.3 illustre les résultats des probabilités de censure obtenues du détecteur proposé AC-CFAR. La capacité d'estimation du nombre (\hat{m}) des cellules censurées est relativement appréciable et se situe autour de 71.52% pour un INR de 25 dB et de 75.67% pour un INR de 30 dB. Conséquemment, plus les cibles interférentes sont puissantes, mieux est la censure. A titre indicatif, et pour un $INR = 30$ dB, la probabilité de sous-censure $P_u = Prob\{\hat{m} < m\}$ est égale à 2.17%, ce qui est négligeable devant la probabilité de sur-censure $P_o = Prob\{\hat{m} \geq m\} = 1 - P_u$. En réalité, la sous censure désavantage et par conséquent dégrade les performances de l'algorithme de censure automatique. Inversement, la sur-censure favorise les performances de ce dernier quand le nombre des interférences est inconnu [9].

Dans la figure 3.4 nous présentons l'influence du INR et du nombre m sur la probabilité de sous censure P_u de l'algorithme proposé. Les hypothèses que nous avons considérées sont les suivantes : $m=2, 3$ et 4 , $N = 36$ et $P_{fc} = 10^{-3}$. Nous constatons aisément que la probabilité P_u est relativement

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

élevée pour des valeurs faibles du INR surtout quand m augmente mais dès que ces dernières valeurs dépassent 25 dB , le taux de sous censure devient très raisonnable (autour de 5%) puis chute rapidement vers 0 au-delà de 35 dB .

La sensibilité de l'algorithme à la variation de la consigne P_{fc} est illustrée par la Fig. 3.5. Nous constatons que plus cette consigne est élevée mieux est la censure.

Situation en présence de cibles interférentes et d'un bord de clutter

Selon la situation illustrée par la figure 3.2, nous sommes devant le cas d'hétérogénéité du milieu avec deux transitions k_1 et k_2 dues aux passages bruit/clutter et clutter/cibles interférentes, respectivement. La figure 3.6 donne les probabilités de localisation de ces deux transitions pour les hypothèses suivantes : $N = 36$, $N_c = 24$, $P_{fc} = 10^{-4}$ et $m = 4$ interférences noyées dans un clutter avec $ICR = 30\text{ dB}$ et $CNR = 30\text{ dB}$. Nous pouvons aisément constater que l'algorithme proposé a une bonne capacité à déterminer les positions exactes des deux transitions $k_1 = N - N_c + 1 = 13$ et $k_2 = N - m + 1 = 33$ avec des probabilités relativement élevées de 80% et 91.67% , respectivement.

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

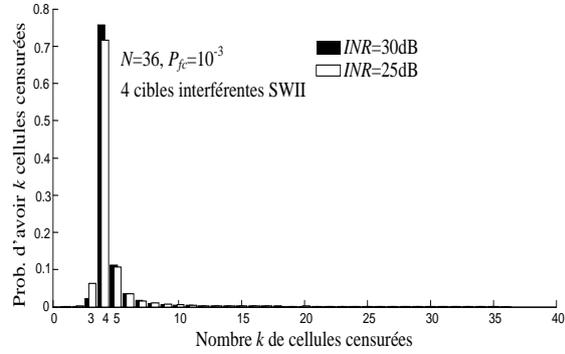


Figure 3.3 – Probabilité de censure en présence de cibles interférentes.

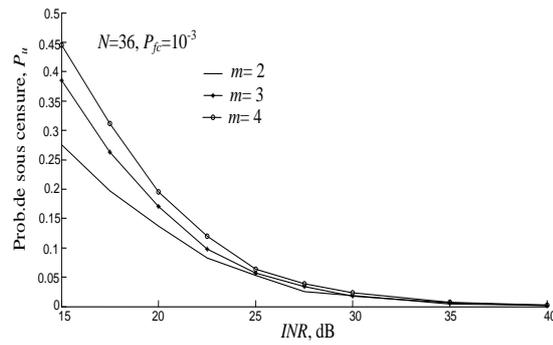


Figure 3.4 – Probabilité de sous censure en fonction de INR en présence de cibles interférentes.

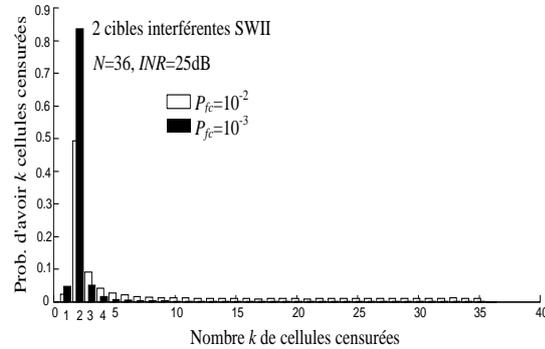


Figure 3.5 – Probabilité de censure en fonction de la P_{fc} .

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

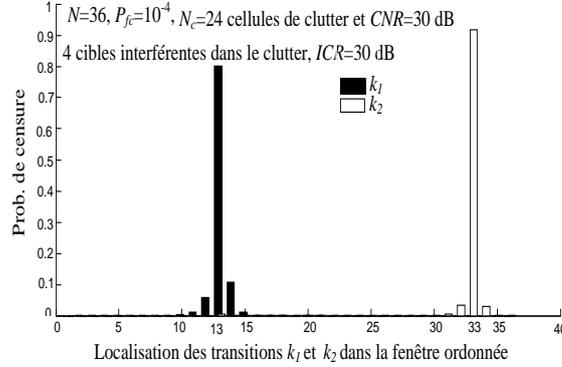


Figure 3.6 – Probabilité de censure en présence de cibles interférentes et d'un bord de clutter.

3.5.2 Probabilité de détection

Dans cette section, nous présentons une analyse des performances du détecteur proposé AC-CFAR en termes de probabilité de détection. Plusieurs scénarii ont été soumis au dit détecteur. Les simulations ont été menées selon la technique de Monté Carlo afin d'évaluer et surtout comparer, évidemment dans les mêmes conditions, les performances de l'AC-CFAR par rapport aux détecteurs présentés dans la littérature à savoir ADCCA-, ACCA-ODV-CFAR et également par rapport aux détecteurs conventionnels CA-, CMLD- et TM-CFAR selon les conditions optimales de leur utilisation avec évidemment une connaissance à priori sur les points de censure pour le CMLD-CFAR et le TM-CFAR. Notons que dans toutes les simulations effectuées, nous avons considéré une probabilité de fausse alarme de consigne $P_{fa} = 10^{-4}$. La fig. 3.7 donne une évaluation de la probabilité de détection P_d en fonction du SNR dans un milieu homogène en présence d'un bruit thermique uniquement. Les résultats obtenus nous montrent clairement que le détecteur proposé AC-CFAR, qui rappelons le a l'avantage de commuter vers le meilleur détecteur conventionnel tout en n'ayant aucune connaissance apriori sur le type et la

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

position des irrégularités, n'offre presque aucune perte de détection par rapport aux autres détecteurs pour une P_{fc} égale à 10^{-2} et $N = 36$.

La Fig. 3.8, donne une comparaison de la P_d du détecteur proposé AC-CFAR par rapport aux détecteurs ADCCA-, ACCA-ODV- et CMLD-CFAR (avec un point de censure $k = 4$) en présence de 4 cibles interférentes de type SWI pour une P_{fc} de 10^{-2} . On suppose qu'il s'agit de cibles secondaires ayant la même surface radar équivalente (Radar Cross Section ou RCS) que la cible primaire, ce qui se traduit par $INR = SNR$. Nous remarquons que les performances des quatre détecteurs sont quasiment identiques. Pour évaluer l'influence de la P_{fc} sur la probabilité de détection du détecteur AC-CFAR nous avons présenté la Fig. 3.9 qui nous offre également la possibilité de faire une comparaison de la P_d du détecteur proposé par rapport au CMLD-CFAR avec différents points de censure k en présence de 2 cibles interférentes de types SWI pour une P_{fc} égale à 10^{-2} et 10^{-4} , respectivement. Nous remarquons que le détecteur AC-CFAR donne de bonnes performances pour une P_{fc} de 10^{-2} et une légère perte de détection pour une P_{fc} de 10^{-4} . Par contre, nous pouvons observer une dégradation significative du détecteur CMLD-CFAR si les points de censure sont inférieurs au nombre de cibles d'interférentes ($k < m$).

Dans des situations plus générales, *i.e.* en présence concomitante d'un bord de clutter et de cibles interférentes, les performances en détection du détecteur proposé ont été comparées avec celles de l'ACCA-ODV-CFAR. La Fig. 3.10, nous permet de constater une légère perte en détection du ACCA-ODV-CFAR par rapport au détecteur proposé, c'est-à-dire AC-CFAR. La Figure 3.11 nous permet de faire une comparaison de la P_d du AC-CFAR par rapport au celle du TM-CFAR avec les deux points de censure fixes $T_1 = 7$ et $T_2 = 4$. En effet, pour une P_{fc} égale à 10^{-2} , les performances des deux

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

détecteurs sont rigoureusement identiques ce qui est un grand avantage pour AC-CFAR qui a la capacité à réaliser la censure d'une manière systématique. Par contre pour une P_{fc} égale à 10^{-6} , ce qui est excessif et sévère comme consigne, nous pouvons constater une relative dégradation en détection par rapport au TM-CFAR.

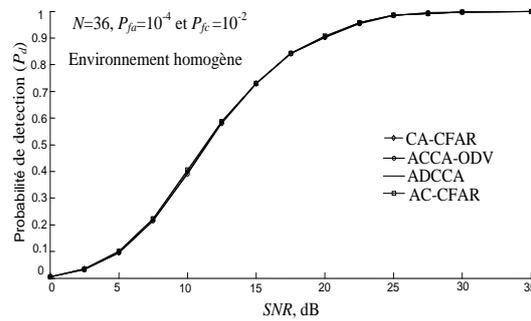


Figure 3.7 – Comparaison de la P_d des détecteurs AC-, ACCA-ODV-, ADCCA- et CA-CFAR dans un environnement homogène (uniquement en présence d'un bruit thermique).

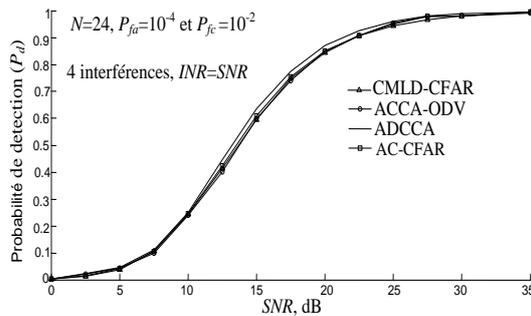


Figure 3.8 – Comparaison de la P_d des détecteurs AC-, ACCA-ODV-, ADCCA- et CMLD-CFAR ($k=4$), en présence de 4 interférences.

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

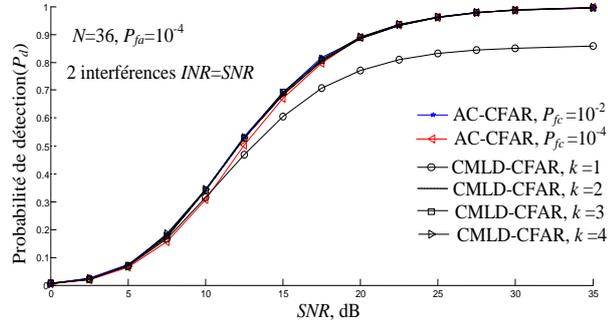


Figure 3.9 – Comparaison de la P_d des détecteurs AC-CFAR et CMLD-CFAR, en présence de 2 interférences pour $N = 36$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-4} .

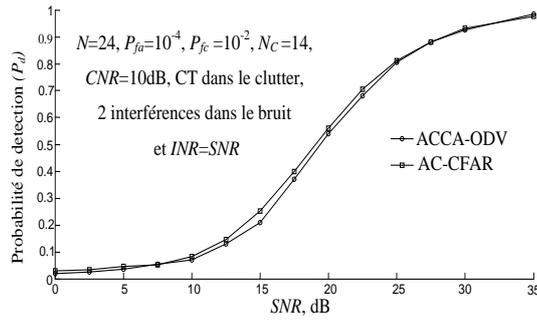


Figure 3.10 – Comparaison de la P_d des détecteurs AC- et ACCA-ODV-CFAR, en présence de 2 interférences noyées dans du bruit et un bord de clutter.

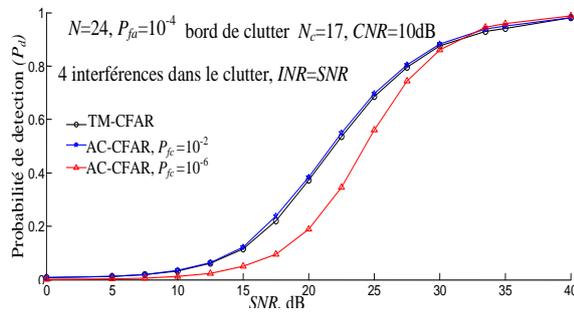


Figure 3.11 – Comparaison de la P_d des détecteurs AC- et TM-CFAR, en présence d'un bord de clutter et 4 cibles interférentes noyées dans le clutter.

3.5.3 Probabilité de fausse alarme

Enfin, les Figures 3.12 et 3.13 nous donnent une idée sur la déviation de la consigne P_{fa} (dans une échelle semi logarithmique) des détecteurs AC-, ACCA-ODV- et ADCCA-CFAR en fonction de la position de la transition dans la fenêtre de référence pour une valeur nominale ($P_{fa} = 10^{-4}$) et pour un CNR égal à 10 dB et 30 dB , respectivement. Nous constatons que, lorsque la transition s'éloigne de la zone critique ($N/2$), l'écart de la P_{fa} du détecteur proposée est moins important que dans les cas du ACCA-ODV et ADCCA-CFAR. En revanche, nous constatons une régulation nettement meilleure de la P_{fa} du détecteur proposé dans la littérature ADCCA-CFAR par rapport aux deux autres détecteurs lorsque le nombre de cellules dans le clutter est inférieur ou égale à $(N/2)$.

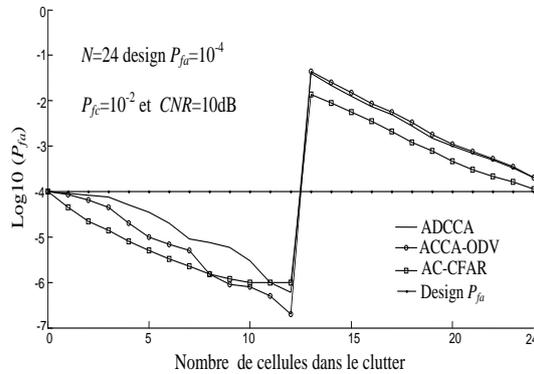


Figure 3.12 – Comparaison de la P_{fa} du AC-, ACCA-ODV-, et ADCCA-CFAR en présence d'un bord de clutter avec $CNR = 10\text{ dB}$.

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

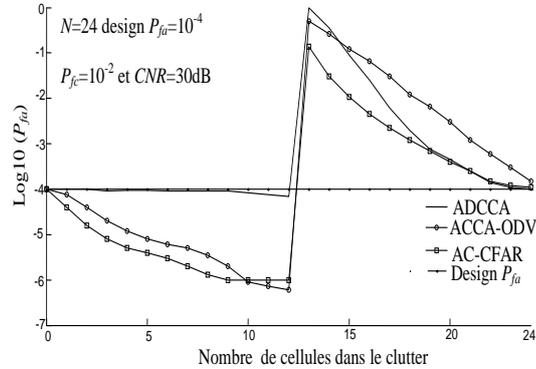


Figure 3.13 – Comparaison de la P_{fa} du AC-, ACCA-ODV-, et ADCCA-CFAR en présence d’un bord de clutter avec $CNR = 30$ dB.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le problème de la censure automatique ainsi que son utilité dans la détection automatique des cibles radar et particulièrement en absence des connaissances du nombre des cibles interférentes et/ou position bord de clutter. Pour cela, nous avons introduit le détecteur AC-CFAR basé sur une nouvelle technique de censure automatique dans un environnement hétérogène. Le détecteur proposé accomplit comme première étape une procédure adaptative efficace permettant de localiser d’éventuelles transitions tout en assurant une probabilité de fausse censure désirée. La seconde étape consiste en une autre procédure qui permet de commuter, en fonction des irrégularités représentées par la localisation des transitions, vers le meilleur détecteur conventionnel qui s’adapte le mieux aux conditions de détection parmi le CA, CMLD ou TM-CFAR. Pour évaluer les performances de ce détecteur, en termes de probabilité de censure, de détection et de régulation de fausse alarme, plusieurs simulations utilisant les techniques Monte-Carlo ont été menées en considérant plusieurs situations en milieux gaussiens avec et sans irrégularités dans la fenêtre de référence.

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

Les résultats obtenus montrent clairement que le détecteur proposé, *i.e.* AC-CFAR offre les meilleures performances de censure pour de faibles valeurs de la probabilité de fausse censure. Pour ce qui concerne la probabilité de détection, nous avons montré que le détecteur AC-CFAR offre des performances de détection quasiment similaires à ceux des détecteurs conventionnels proposés dans la littérature, surtout dans une P_{fc} égale à 10^{-2} . Mieux encore, il permet de garantir une meilleure régulation de la P_{fa} par rapport aux ADCCA- et ACCA-ODV-CFAR lorsque le nombre de cellules dans le clutter est supérieur à $(N/2)$.

CHAPITRE 3. DÉTECTEUR À CENSURE AUTOMATIQUE DANS UN
CLUTTER GAUSSIEN EN MILIEU HÉTÉROGÈNE

Chapitre 4

Technique de Censure Automatique Généralisée dans des Milieux non Gaussiens

4.1 Introduction

L'usage des radars à haute résolution (HRR : High Resolution Radar) devient de plus en plus fréquent dans le domaine de la surveillance pour la détection de cibles. Dans ce cas, les modèles probabilistes des environnements observés sont souvent non gaussiens. Dans la pratique, ces modèles sont très souvent de types Log-normal, Weibull, K, etc, de paramètres de forme (Shape parameter) et d'échelle (Scale parameter) inconnus. d'où la complexité quant à la modélisation mathématique de ce type d'environnement. Plus que ça, le problème devient encore plus complexe à gérer si le milieu observé présente des irrégularités telles qu'une présence de bord de clutter et/ou des cibles secondaires ou interférentes. Dans cette optique, plusieurs travaux ont été présentés dans la littérature pour détecter ces irrégularités afin de censu-

rer les cellules indésirables pour estimer plus efficacement le milieu observé mais aucun d'eux ne peut traiter d'une manière systématique ce type de contraintes réunies. C'est dans ce sens que nous proposons une technique de censure automatique généralisée, c'est-à-dire indépendante du type de la distribution, pour prendre en considération uniquement les échantillons les plus représentatifs appartenant à la population la plus homogène possible du milieu observé. Le grand avantage de cette technique est qu'elle n'a besoin d'aucune connaissance sur non seulement les paramètres de la distribution mais également du nombre de cibles interférentes et leurs localisations.

Avant d'explicitier l'idée de la censure développée, il n'est pas inutile de donner quelques aperçus sur quelques aspects importants qui vont faciliter la compréhension de la génération synthétique de l'environnement, principalement la distribution K , et les principales méthodes d'estimation des paramètres des distributions considérées.

4.2 Distribution K

Par définition, la distribution K [7], est l'équivalent de la modulation de la puissance du "Speckle" (composante rapidement fluctuante), dont l'enveloppe est Rayleigh distribuée, par un processus aléatoire Gamma distribuée (composante lentement fluctuante). Ainsi, à l'entrée du détecteur quadratique (Fig. 4.2), le signal représentant le clutter est le produit de deux variables aléatoires (4.1), relatif à la i^{eme} cellule de portée, qui est donné par [7]

$$X_i = \sqrt{\tau_i} s_i \quad i = 0, 1, \dots, N \quad (4.1)$$

où

s_i : un processus aléatoire, gaussien complexe, de moyenne nulle et de

variance fixe, appelé "Speckle".

$\sqrt{\tau_i}$: un processus aléatoire, réel et positif, de moyenne et de variance fixes, appelé "Texture".

Comme on l'a déjà mentionné dans le chapitre 2, si la texture est Gamma distribuée, les amplitudes du clutter X_i suivent une distribution-K, dont la P_{df} est donnée par l'équation (2.17).

A la sortie du détecteur quadratique, l'échantillon X_i devient [48] :

$$X_i = |s_i^2| \tau_i \quad i = 0, 1, \dots, N \quad (4.2)$$

Dans ce cas, s_i et τ_i sont des variables aléatoires qui suivent respectivement des lois, exponentielle et Gamma.

4.2.1 Rapport du signal sur clutter

Le rapport de la puissance du signal sur la puissance du clutter (*SCR* : Signal to Clutter Ratio) est défini de la manière suivante :

$$SCR = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_c} \right) \quad (4.3)$$

où

P_s : est la puissance du signal.

P_c : est la puissance du clutter K-distribué.

Remarque : la puissance du bruit thermique est considérée négligeable par rapport à celle du clutter.

La puissance du clutter K-distribué peut être calculée de la manière suivante :

Il est montré dans [32], que la puissance d'un signal est donnée par le moment d'ordre 2, comme suit :

$$P_c = E[X^2] \quad (4.4)$$

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE
GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

L'expression des moments d'ordre n pour k -distribuée est donnée par [49] :

$$E[X^n] = \frac{\Gamma(0.5n + 1)\Gamma(\nu + 1 + 0.5n)}{\Gamma(\nu + 1)}(2c)^n \quad (4.5)$$

sachant que : $\Gamma(\nu + 1) = \nu\Gamma(\nu)$ et $\Gamma(\frac{1}{2}) = \sqrt{\pi}$

D'après l'équation (4.5) l'équation (4.4) devient alors :

$$E[X^2] = \frac{\Gamma(2)\Gamma(\nu + 2)}{\Gamma(\nu + 1)}(2c)^2 \quad (4.6)$$

en faisant une réduction de (4.6) on obtient alors :

$$E[X^2] = 4c^2(\nu + 1) \quad (4.7)$$

en remplaçant (4.7) dans (4.3) on obtient alors :

$$SCR = 10 \log 10 \left(\frac{P_s}{4c^2(\nu + 1)} \right) \quad (4.8)$$

Si on normalise la puissance du clutter P_c , [49] c'est à dire :

$$P_c = 1 \implies c = \frac{1}{2\sqrt{\nu + 1}} \quad (4.9)$$

Notons que dans le cas des distributions Log-normal et Weibull, la même démarche est retenue. Dans ce cas, les relations mathématiques respectives liant le paramètre d'échelle et de forme sont les suivantes :

$$\mu = -\sigma^2 \quad (4.10)$$

$$\alpha = \frac{1}{\sqrt{\Gamma(1 + 2\beta^{-1})}} \quad (4.11)$$

alors l'expression de P_s en fonction du SCR dans l'équation (4.3) devient :

$$P_s = 10^{\frac{SCR}{10}} \quad (4.12)$$

4.2.2 Estimation des paramètres de la distribution K par la méthode des moments

Les paramètres de la distribution K sont généralement inconnus et variables nécessitant donc une estimation en temps réel. Différentes approches ont été proposées dans la littérature pour l'estimation des paramètres du cluster. Les techniques d'estimation les plus utilisées sont basées sur la méthode des moments (MOM), des moments d'ordre fractionnaire, la méthode du ML/MOM, la méthode de Raghavan et la méthode à base de réseaux de neurones. Dans notre travail, nous étions dans l'obligation d'opter pour une méthode ne consommant pas un temps de traitement onéreux, car comme on va le voir ultérieurement, la technique de censure automatique proposée en elle-même présente un coût en temps de calcul relativement élevé. Alors, et uniquement dans le but de valider notre technique de censure, la méthode des moments du premier et du deuxième ordre ont été utilisées et qui se résument comme suit [50, 51] :

$$m_1 = \frac{\Gamma(1.5)\Gamma(\nu + 1.5)}{\Gamma(\nu + 1)}(2c) \quad (4.13)$$

$$m_2 = \frac{\Gamma(2)\Gamma(\nu + 2)}{\Gamma(\nu + 1)}(2c)^2 \quad (4.14)$$

En résolvant numériquement l'équation (4.15) nous obtenons alors la valeur estimée du paramètre ν .

$$\frac{m_2}{m_1} = \frac{\hat{m}_2}{\hat{m}_1} \quad (4.15)$$

Notons que les moments d'ordre k sont donnés par :

$$\hat{m}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^k \quad (4.16)$$

où $i = 1, 2, \dots, N$, et X_i sont les échantillons représentatifs du milieu homogène.

La valeur estimée du paramètre c est obtenue uniquement en substituant ν dans l'une des équations (4.13) ou (4.14).

4.3 Estimation des paramètres de la distribution Log-normal

Les paramètres du clutter Log-normal ont été estimés par la méthode du maximum de vraisemblance en maximisant le logarithme de la fonction de vraisemblance qui s'écrit [37] :

$$\begin{aligned} L(\mu, \sigma^2 \setminus X) &= \prod_{i=1}^N [f(X_i \setminus \mu, \sigma^2)] \\ &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi\sigma^2)^N}} \prod_{i=1}^N \frac{1}{X_i} \exp\left[\sum_{i=1}^N \frac{-(\ln(X_i) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \end{aligned} \quad (4.17)$$

Dans ce cas, le logarithme de la fonction de vraisemblance s'écrit alors :

$$\begin{aligned} \ln[L(\mu, \sigma^2 \setminus X)] &= \ln\left[\frac{1}{\sqrt{(2\pi\sigma^2)^N}} \prod_{i=1}^N \frac{1}{X_i} \exp\left[\sum_{i=1}^N \frac{-(\ln(X_i) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]\right] \\ &= -\frac{N}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \sum_{i=1}^N \ln(X_i) - \frac{\sum_{i=1}^N \ln(X_i)^2}{2\sigma^2} \\ &\quad + \frac{\sum_{i=1}^N \mu \ln(X_i)}{\sigma^2} - \frac{N\mu^2}{2\sigma^2} \end{aligned} \quad (4.18)$$

Les valeurs des paramètres estimés $\hat{\mu}$ et $\hat{\sigma}^2$ sont calculées selon [52] :

$$\frac{\partial(\ln[L(\mu, \sigma^2 \setminus X)])}{\partial\mu} = \frac{\sum_{i=1}^N -\ln(X_i)}{\hat{\sigma}^2} - \frac{N\hat{\mu}}{\hat{\sigma}^2} = 0 \quad (4.19)$$

$$\rightarrow \hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^N \ln(X_i)}{N} \quad (4.20)$$

$$\frac{\partial(\ln[L(\mu, \sigma^2 \setminus X)])}{\partial\sigma^2} = \frac{-N}{2\hat{\sigma}^2} - \frac{\sum_{i=1}^N (\ln(X_i) - \hat{\mu})^2}{2} (-\hat{\sigma}^2)^{-2} = 0 \quad (4.21)$$

$$\rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\ln(X_i) - \hat{\mu})^2}{N} \quad (4.22)$$

4.4 Estimation des paramètres de la distribution Weibull

De la même manière, la méthode que nous avons utilisée pour ce type de distribution est également basée sur le maximum de vraisemblance. Dans ce cas, les valeurs estimées de la distribution Weibull sont calculées [35] à partir des équations (4.24), (4.25) qui sont obtenues en annulant évidemment les dérivées respectives par rapport à α puis β de l'équation (4.23) :

$$\ln[W(\alpha, \beta \setminus X)] = N \ln \beta - N \ln \alpha - \sum_{i=1}^N \left(\frac{X_i}{\alpha}\right)^\beta + (\beta - 1) \sum_{i=1}^N \ln\left(\frac{X_i}{\alpha}\right) \quad (4.23)$$

Les valeurs estimées $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ valent dans ce cas :

$$\hat{\alpha} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^{\hat{\beta}} \right]^{\frac{1}{\hat{\beta}}} \quad (4.24)$$

$$\frac{1}{\hat{\beta}} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\hat{\beta}} \ln(X_i)}{\sum_{i=1}^N X_i^{\hat{\beta}}} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln(X_i) \quad (4.25)$$

Notons que le paramètre de forme $\hat{\beta}$ peut être résolu efficacement en utilisant une procédure numérique itérative [53]. Le paramètre $\hat{\alpha}$ est obtenu en remplaçant simplement $\hat{\beta}$ dans (4.24).

4.5 Génération d'une cellule contenant une cible noyée dans un clutter

Pour générer une cible (cellule sous test ou interférences) de type Rayleigh noyée dans le clutter nous avons utilisé la construction vectorielle suivante [5] :

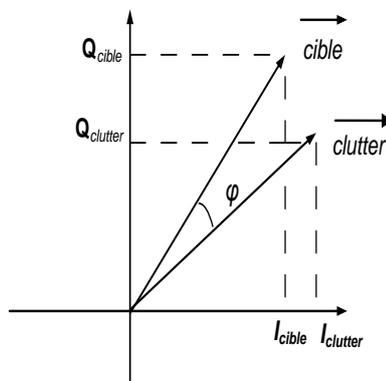


Figure 4.1 – Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter.

Par conséquent, et au niveau de notre simulation, la puissance de CST est générée selon l'expression suivante :

$$CST = [|\vec{cible}|^2 + |\vec{clutter}|^2 + 2 * |\vec{cible}| * |\vec{clutter}| * \cos \varphi] \quad (4.26)$$

φ étant une variable aléatoire ayant une distribution uniforme dans l'intervalle $[0, 2\pi[$.

4.6 Hypothèses et formulation du problème

Comme nous l'avons déjà spécifié auparavant, le type de radar considéré dans cette deuxième étude est de type HRR. Dans ce cas, à la sortie du détecteur quadratique de la Figure 4.2, les échos du signal reçu suivent un modèle de distribution non Gaussien telles que : Log-normal, Weibull et K. Chaque cellule de portée contient une valeur qui est considérée comme variable aléatoire complexe de la distribution correspondante au milieu observé. Ces variables aléatoires sont indépendantes et identiquement distribuées dans le cas d'un environnement homogène. Nous supposons que la fenêtre de référence peut contenir non seulement un nombre inconnu de cibles interférentes mais également leurs positions peuvent être quelconques. Ces éventuelles

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

cibles interférentes sont considérées de type SWI avec un radar mono impulsion.

A partir de là, et dans le but de censurer les cellules indésirables, nous avons proposé une démarche inspirée de la technique du "bootstapping" [54] qui consiste à générer une nouvelle population de valeurs, comme nous allons l'explicitier ultérieurement, issues de la population initiale d'une manière aléatoire dans le but de segmenter le milieu représenté dans la fenêtre de référence (FR).

Pour cela, la première grande étape de notre algorithme consiste à réaliser B tirages aléatoires sans remise de M valeurs de FR pour chacun d'eux. Les M valeurs sont ensuite moyennées pour former la valeur θ_b^* . A la fin de cette première étape, un histogramme des ces valeurs θ_b^* est calculé.

La seconde grande étape de notre algorithme consiste à effectué une opération de seuillage en utilisant l'algorithme FTC (pour plus de détails sur cette technique, le lecteur est invité à consulter la référence [56]) afin de segmenter cet histogramme. Cela permet d'isoler le premier mode qui va représenter d'une manière assez suffisante les échantillons représentant la population appartenant au milieu homogène. Il est évident que si l'histogramme est uni-modal le milieu observé est supposé exempt d'irrégularités. Dans le cas contraire, nous pouvons affirmer que les autres modes (deuxième mode, troisième mode, etc.) représentent non seulement une population contenant des interférences mais également leur nombre sera égal au nombre de modes que FCT isole du premier mode (Figure 4.3). Une fois ces deux opérations réalisées, la dernière grande étape consiste à reconstituer les échantillons qui ont participé à générer le premier mode (comme on l'a déjà spécifié auparavant) et appartenant au milieu homogène qui vont servir par la suite à l'estimation des paramètres de la distribution en question. Cette recons-

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

titution est possible car on doit impérativement prendre la précaution de mémoriser les positions des cellules au moment de chaque tirage aléatoire de l'étape une. Bien évidemment, le nombre B d'essais du tirage aléatoire paraît a priori très excessif pour une telle application radar qui doit se dérouler à temps réel avec des échéances de temps très courtes (quelques dizaines de nanoseconde selon la résolution du radar). Cette contrainte du processus de traitement peut être grandement minimisée en agissant à deux niveaux :

- En prenant tout d'abord les positions des cellules tirées pas d'une manière aléatoire mais d'une manière pseudo-aléatoire avec des positions mémorisées une fois pour toutes dans une mémoire morte ROM. Ce moyen va nous permettre de ne réaliser que des opérations simples d'addition et de division qui sont actuellement, du point de vue technologique (circuits PLD : Programmable Logical Device, CPLD : Complex PLD, FPGA : Fields Programmable Gate Array), sont facilement "matérialisable" et en plus avec beaucoup moins de ressources matérielles, donc un coût très attractif.
- L'utilisation combinée d'une architecture parallèle coopérative (structure pipeline) dans le cas où le nombre d'opérations élémentaires devient excessif.

La structure générale détaillée de l'algorithme peut être résumée comme suit :

DEBUT

Etape 1 : Pour b allant de 1 à B faire

- Tirage pseudo-aléatoire sans remise de M valeurs $\chi_b^* = X_1^* X_2^* \dots X_M^*$ à partir des cellules de référence X_1, X_2, \dots, X_N .

Etape 2 :

- Calcul de la moyenne $\theta_b^* = \frac{\sum_{i=1}^M X_i^*}{M}$ des échantillons de chaque

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

tirage.

Etape 3 :

- Calcul de l'histogramme.
- Segmentation de l'histogramme avec FTC.
- Calcul du nombre d'interférences \hat{m} à partir du résultat de seuillage obtenu par FTC (qui n'est en fait utile que pour la validation de nos résultats en terme de probabilité de censure).

Etape 4 :

- Reconstitution des échantillons appartenant au premier mode, formant le milieu homogène, pour réaliser la procédure d'estimation des paramètres de la distribution correspondante au milieu observé.

FIN

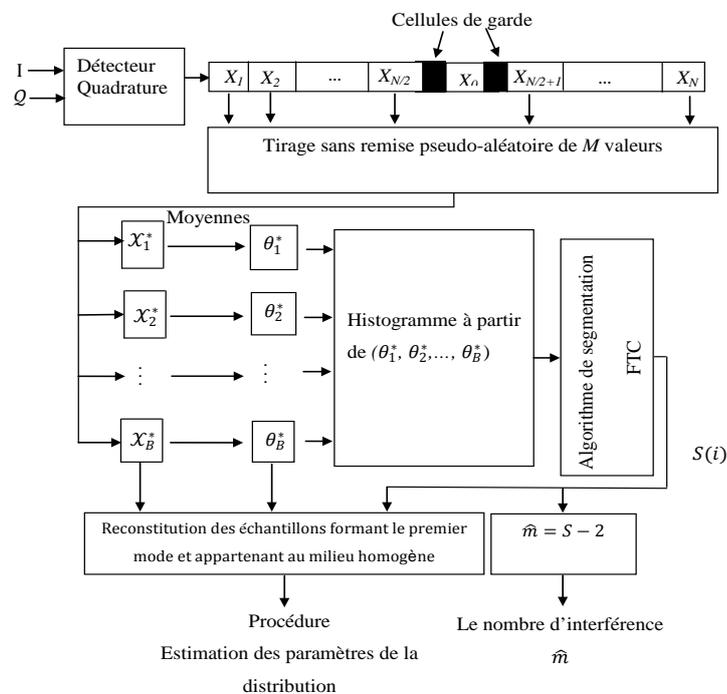


Figure 4.2 – Schéma synoptique de l'algorithme proposé.

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

Remarques :

- $S(1)$ représente le seuil qui sépare le premier mode des autres modes donné par l'algorithme de segmentation FTC.
- S étant le nombre de seuil, permettant ainsi d'estimer le nombre d'interférences, renvoyé par FTC.

Il est évident que M doit être inférieur à la taille de cellules de référence N .

Notons que si on choisit M relativement élevé (au moins 12), et puisque les échantillons des cellules de référence d'un milieu homogène sont *iid*, la distribution de la variable aléatoire θ_b^* pourrait être approchée par une distribution gaussienne en conformité avec le théorème de la limite centrale [55].

A titre indicatif, la Figure 4.3 illustre l'histogramme d'une situation dans un environnement K-distribué pour $N = 36$, $M = 12$, $B = 5000$, $m = 2$ cibles interférentes, un rapport interférence sur clutter $ICR = 20$ dB, un paramètre d'échelle $c = 0.35$ et de forme $\nu = 1$. Nous pouvons clairement observer l'existence d'un milieu homogène (premier mode) et la présence de deux cibles interférentes (les deux derniers modes).

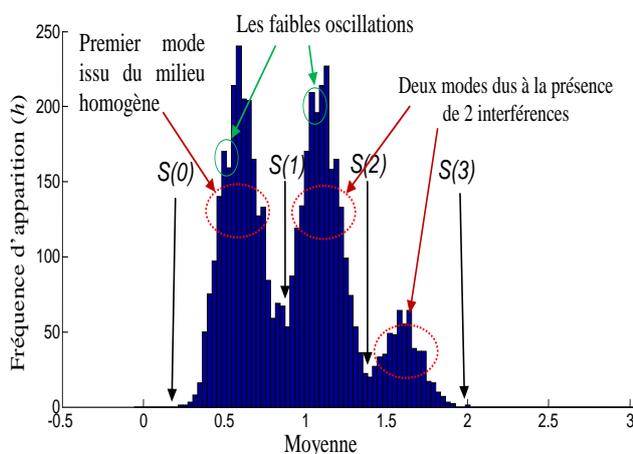


Figure 4.3 – histogramme multimodale

Donc en résumé, la population homogène sera déduite du premier mode pour être utilisée en aval par la procédure d'estimation des deux paramètres de la distribution afin de procéder enfin à la prise de décision de la présence ou l'absence de cible.

4.6.1 Sélection du seuil de segmentation

L'utilisation de l'algorithme de segmentation FTC est un outil très attractif qui permet un seuillage approprié pour la segmentation des modes d'un histogramme. Dans notre cas, il est objectivement important de remarquer que l'algorithme a une grande difficulté à segmenter les petits modes générés par de petites valeurs du rapport ICR . Cela signifie que certaines interférences à faibles puissances sont quasiment masquées.

Remarquons également que FTC est très sensible aux faibles oscillations (voir Figure 4.3) qui risque de les confondre avec des interférences. Pour résoudre ce problème, l'équation (4.27) baptisée NFA (Nombre de Fausses Alarmes), voir [56], peuvent être utilisée en ajustant empiriquement le seuil ρ jusqu'à l'obtention d'une valeur optimale qui ne prend pas en considération ces oscillations "trompeuses".

$$NFA = \frac{L(L+1)}{2} \exp(-\rho(h \log(\frac{h}{Bp}))) + (B-h) \log(\frac{1-\frac{h}{B}}{1-p}) \quad (4.27)$$

Avec

h : la fréquence d'apparition.

p : estimateur de Grenander.

L : le nombre des fréquences d'apparition.

Après plusieurs essais, le seuil optimal obtenu pour les histogrammes issus des distributions considérées a pour valeur $\rho = 0.36$.

4.7 Résultats et discussions

Dans cette section, nous avons évalué la robustesse de l'algorithme proposé par simulation avec la technique de Monte Carlo. Pour cela, nous avons considéré des situations dans les trois types d'environnements non Gaussiens : Log-normal, Weibull et K en milieu hétérogène en présence de cibles interférentes bien évidemment sans une connaissance a priori ni de leur nombre ni de leur localisation dans la fenêtre de référence. Les paramètres des distributions sont également considérés inconnus. Dans un premier lieu, nous avons évalué les performances de la procédure de censure proposée. Ensuite, et dans le but d'une validation objective des résultats de la procédure de censure, nous avons réalisé l'estimation des paramètres de la distribution du milieu homogène obtenu (après censure, évidemment) en utilisant le biais et la variance.

Il n'est pas inutile de noter que le biais et la variance sont définis de la manière suivante :

$$bias = |E[\hat{\nu}] - \nu| \quad (4.28)$$

$$var = E[\hat{\nu}^2] - E[\hat{\nu}]^2 \quad (4.29)$$

où $\hat{\nu}$ est la valeur estimée du paramètre ν . Plus ces valeurs du biais et de la variance sont faibles plus l'estimateur est bon.

4.7.1 Probabilité de censure

Les figures 4.4, 4.5 et 4.6 présentent la probabilité de censure obtenue pour les hypothèses suivantes : $N = 32$, $M = 16$, $\rho = 0.36$ et $m = 3$ interférences avec différentes valeurs de puissance ($ICR = 15, 20$ et 25 dB). Nous constatons que dans le cas de l'environnement Log-normal, plus la valeur du rapport ICR est importante mieux est le taux de détection du

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

nombre d'interférences. Ce résultat était prévisible car la quasi-totalité des algorithmes de censure présentés dans la littérature se comportent de la même manière. Pour des $ICR = 25 \text{ dB}$ et 15 dB , les probabilités de censurer les trois interférences ($\hat{m} = 3$) sont d'environ 78 % et 17 %, respectivement. Nous pouvons également constaté, à partir de ces figures, que l'algorithme offre également les mêmes tendances dans les deux autres milieux non gaussiens Weibull et K. La sensibilité de l'algorithme de censure à la variation des paramètres de forme pour les trois types d'environnements est illustrée par les Fig. 4.7, 4.8 et 4.9. Nous constatons que plus le paramètre de forme est élevée mieux est la censure.

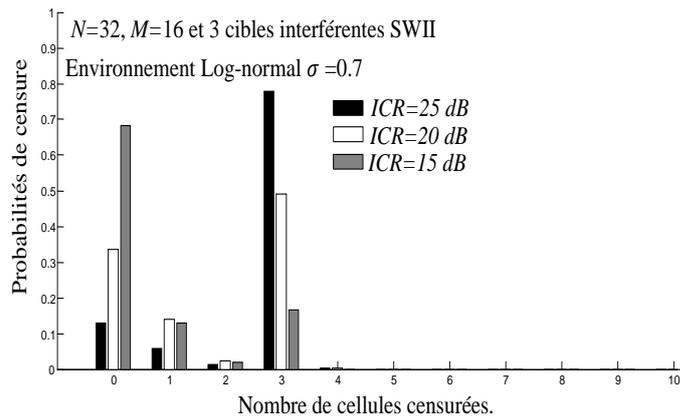


Figure 4.4 – Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Log-normal

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

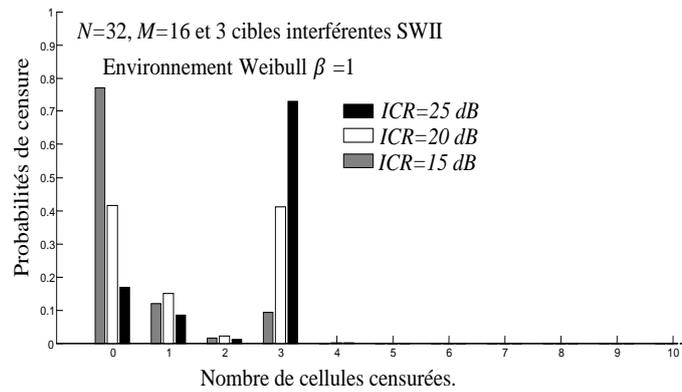


Figure 4.5 – Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Weibull

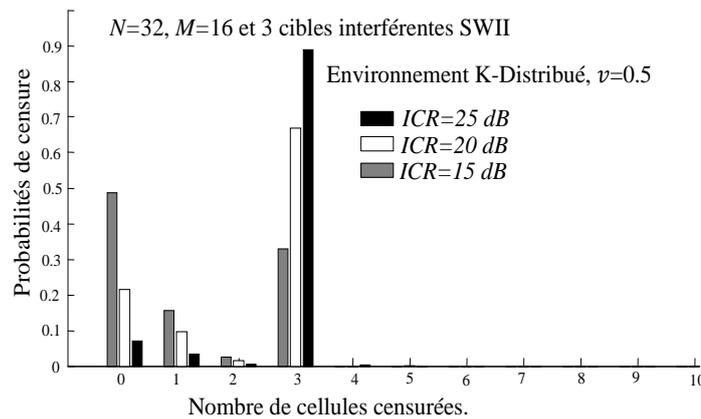


Figure 4.6 – Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement K-distribué

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

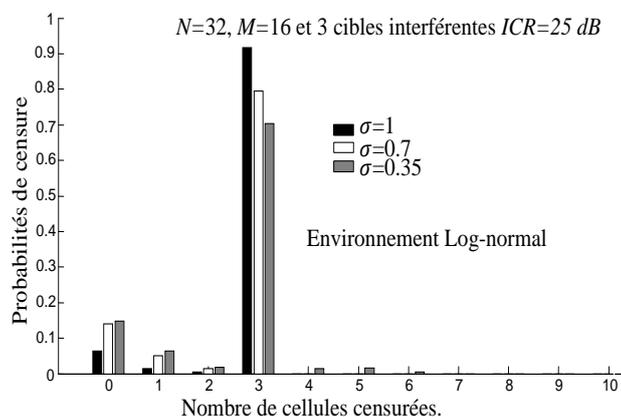


Figure 4.7 – Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Log-normal pour différents paramètres de forme.

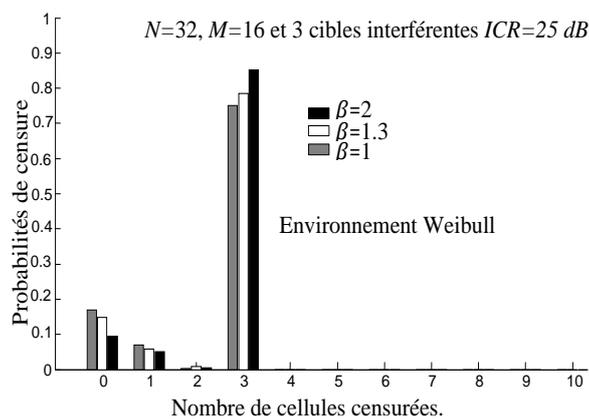


Figure 4.8 – Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement Weibull pour différents paramètres de forme.

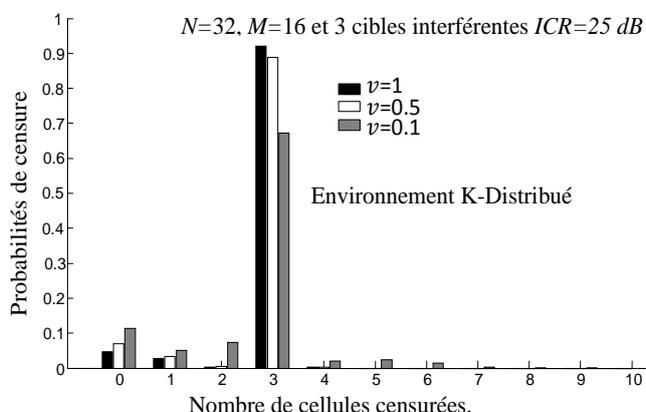


Figure 4.9 – Probabilités de censure en présence de cibles interférentes dans un environnement K-distribué pour différents paramètres de forme.

4.7.2 Estimation des paramètres

Comme nous l'avons spécifié précédemment, les méthodes que nous avons utilisé pour l'estimation du paramètre de forme sont la technique du MLE pour les distributions Log-normal et Weibull et celle des moments MOM pour la distribution K.

Pour toutes les simulations effectuées, 2000 essais ont été considérés. Les Tableaux 4.1, 4.2 et 4.3 illustrent les biais et les variances obtenus par l'estimateur du paramètre de forme pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences) dans les trois types de milieux : log-normal, Weibull et K, respectivement. Nous pouvons constater d'après les résultats obtenus que les biais et les variances calculés, dans les trois types d'environnement avec différentes valeurs du paramètre de forme et du nombre d'interférences, sont très acceptables ce qui valide positivement la technique de censure proposée est la rend très attractive.

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE
GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

paramètre de forme	$m=0$		$m=1$		$m=2$		$m=3$	
	biais	variance	biais	variance	biais	variance	biais	variance
σ								
0.1	0.0021	0.0002	0.0014	0.0003	0.0013	0.0004	0.0011	0.00045
0.355	0.0075	0.0017	0.0049	0.0020	0.0025	0.0029	0.0011	0.0035
0.7	0.019	0.0079	0.0107	0.0089	0.0027	0.0125	0.0169	0.016
1	0.0396	0.0156	0.030	0.0179	0.0145	0.0248	0.0146	0.0306

Table 4.1 – valeurs des biais et des variances en fonction de σ dans un milieu log-normal pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences), $ICR = 25$ dB, $N = 36$, $M = 16$ et $\rho = 0.36$.

paramètre de forme	$m=0$		$m=1$		$m=2$		$m=3$	
	biais	variance	biais	variance	biais	variance	biais	variance
β								
1	0.0466	0.0231	0.0309	0.0254	0.011	0.03	0.0023	0.0365
1.3	0.0579	0.0383	0.0345	0.0399	0.016	0.0572	0.0033	0.0627
2	0.0901	0.0922	0.0462	0.1065	0.012	0.1367	0.0025	0.16
2.5	0.1048	0.1383	0.0668	0.1751	0.0313	0.2113	0.0071	0.2631

Table 4.2 – valeurs des biais et des variances en fonction de β dans un milieu Weibull pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences), $ICR = 25$ dB, $N = 36$, $M = 16$ et $\rho = 0.36$.

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE
GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

paramètre de forme	$m=0$		$m=1$		$m=2$		$m=3$	
	biais	variance	biais	variance	biais	variance	biais	variance
ν								
0.1	0.08	0.0035	0.0805	0.0038	0.0813	0.00385	0.0818	0.0039
0.5	0.143	0.1448	0.1137	0.1502	0.116	0.1622	0.1179	0.1779
1	0.398	0.8077	0.3441	0.8541	0.325	0.882	0.2936	0.9245
1.5	0.2566	1.4454	0.1621	1.4724	0.1521	1.5862	0.1412	1.7368

Table 4.3 – valeurs des biais et des variances en fonction de ν dans un milieu K pour ($m=0, 1, 2$ et 3 interférences), $ICR = 25$ dB, $N = 36$, $M = 16$ et $\rho = 0.36$.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un algorithme de censure automatique généralisée des cibles interférentes dans trois types de milieux gaussiens composés (Log-normal, Weibull et K) de paramètres de forme et d'échelle inconnus. Les informations sur le nombre ainsi que leurs localisations dans la fenêtre de référence des cibles interférentes sont également considérées non connues. Pour cela, nous avons proposé une nouvelle technique qu'on a décomposée en trois étapes distinctes. Génération de nouveaux échantillons à partir de la population initiale (les cellules de référence), comme première étape. La deuxième étape consiste à calculer un histogramme puis sa segmentation par l'algorithme FTC pour isoler le premier mode des autres modes correspondants au milieu homogène observé et aux interférences, respectivement. Enfin, la dernière étape est consacrée à l'estimation des paramètres du milieu observé.

Pour évaluer les performances de l'algorithme proposé, en termes de pro-

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

tabilité de censure et de qualité de l'estimation des paramètres du milieu observé, nous avons simulé un ensemble de situations sur l'environnement sous investigation en utilisant la méthode de Monte-Carlo. Les résultats obtenus montrent clairement que l'approche proposée offre de bonnes performances de censure avec de bonnes qualités d'estimation des paramètres de la distribution.

L'aspect le plus attractif de cette technique de censure est sa qualité d'adaptation à n'importe quel type de milieu, c'est-à-dire gaussien et gaussien composé.

CHAPITRE 4. TECHNIQUE DE CENSURE AUTOMATIQUE
GÉNÉRALISÉE DANS DES MILIEUX NON GAUSSIENS

Chapitre 5

Conclusion générale

Dans cette thèse, et afin d'optimiser la détection automatique des cibles dans les systèmes radars, nous avons proposé deux nouvelles techniques de censure automatique des échantillons indésirables dans la fenêtre de référence. Les milieux considérés sont de type gaussien et gaussiens composés présentant des irrégularités.

Le premier algorithme proposé, baptisé AC-CFAR, opère dans un milieu gaussien en présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes. La démarche retenue est décomposée en deux grandes étapes. La première consiste à une segmentation de l'environnement représenté dans la fenêtre de référence en régions en localisant d'une manière automatique les transitions brusques du milieu observé. La deuxième étape consiste, selon le résultat de la segmentation, à commuter vers le meilleur détecteur conventionnel parmi le CA-CFAR, CMLD-CFAR ou TM-CFAR. L'évaluation des performances de cet algorithme par des techniques de simulation pour différentes situations sur l'environnement nous a permis d'obtenir des résultats très satisfaisants dans la quasi-totalité des scénarii considérés .

Le deuxième algorithme proposé, baptisé GAC-CFAR, quant à lui opère

CHAPITRE 5. CONCLUSION GÉNÉRALE

aussi bien dans un milieu gaussien que dans des milieux plus complexes connus sous l'appellation gaussiens-composés en présence de cibles interférentes. Pour cela, nous avons proposé une démarche qui consiste également, et comme première étape, à segmenter l'environnement observé pour une sélection exclusive des échantillons formant le milieu homogène en générant une nouvelle population d'échantillons d'une manière inspirée de la technique du bootstrapping, à partir de la population initiale représentée dans la fenêtre de référence. Cette étape aboutit à un histogramme multimodal où le premier mode permet d'isoler les cellules appartenant au milieu homogène et les autres modes sont relatifs aux interférences présentes dans l'environnement observé. La censure automatique des cibles interférentes consiste donc à déterminer le seuil adéquat permettant de séparer le premier mode des autres. D'où la deuxième étape de l'algorithme qui consiste en l'utilisation de la procédure de seuillage offerte par la technique FCT. Enfin, et pour une validation de la démarche retenue, une étape d'estimation des paramètres de forme et d'échelle à été effectuée. Dans le cas des milieux log-normal et weibull nous avons fait le choix d'utiliser la technique MLE et pour le milieu K celle basée sur les MOM. Les résultats obtenus montrent clairement que l'approche adoptée offre non seulement de bonnes performances de censure mais permet également de garantir une assez bonne qualité de l'estimation des paramètres des distributions considérées. L'aspect le plus attractif à soulever à ce niveau est que notre démarche permet une généralisation aux différents types de milieux gaussiens composés. Les évaluations concluantes des performances de l'algorithme proposé sont très encourageantes malgré l'énormité des calculs en jeu qui peuvent être trouvés dans les moyens technologiques actuels à base de circuits FPGA et les architectures parallèles des processeurs de calcul.

CHAPITRE 5. CONCLUSION GÉNÉRALE

Enfin, il serait intéressant d'aborder dans des travaux ultérieurs une étude rigoureuse sur l'optimisation de l'implémentation en temps réel du deuxième algorithme proposé, d'une part, et d'investir sur des techniques de segmentation de l'histogramme d'une manière plus fine et surtout plus rapide, d'autre part.

CHAPITRE 5. CONCLUSION GÉNÉRALE

Bibliographie

- [1] Hammoudi, Z. "Analyse des Performances du Détecteur IVI-CFAR Distribuée et des Détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR Distribués Utilisant les Règles de Fusion Floues dans des Milieux Non Homogènes". Thèse de Doctorat d'état. Département d'Electronique, Faculté des Sciences de L'ingénieur, Université de Constantine, 2004.
- [2] [http : www.radartutorial.eu](http://www.radartutorial.eu).
- [3] Nouar, N. "Détection CFAR de cible réparties dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus". Mémoire de Magister. Département d'Electronique, Faculté des Sciences de la Technologie, Université de Constantine 1, 2013.
- [4] Darricau, J."Radars". technique de l'ingénieur, 1986.
- [5] Boudemagh, N."Détecteur CMLD-CFAR utilisant les réseaux de neurones artificiels dans un clutter Log-normal en présence de cibles interférentes ". Mémoire de Magister. Université du 20 Août 1955-Skikda, 2004-2007.
- [6] Barkat, M."Signal detection and estimation". Artech house. Norwood, MA, USA, 1991.
- [7] Zattouta, B."Détecteur CFAR à censure automatique, basé sur l'anticipation de l'état du clutter. Analyse de la robustesse en milieu Gaussien

BIBLIOGRAPHIE

- et en présence d'un clutter K-distribué. Université du 20 Août 1955-Skikda, 2004-2007.
- [8] Gandhi, P.P., Kassam, S.A. " Analysis of CFAR processors in non homogeneous background ". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 24(4), 1988, pp. 427-445.
- [9] Chaibbi, S. "Détection Adaptative CFAR à Censure Automatique Basée Sur Les Statistiques D'ordre en Milieu non Gaussiens". Mémoire de Magister. Département d'Electronique, Faculté des Sciences de L'ingénieur, Université de Constantine, 2008.
- [10] Emmanuelle, J. "Détection en environnement non-Gaussien". Thèse présentée pour l'obtention du Doctorat de l'Université de Cergy-Pontoise (spécialité Traitement du Signal), Université de Cergy Pontoise, Juin 2002.
- [11] Meziani, H.A. "Analyse des détecteurs adaptatifs CFAR dans un fouillis de distribution Pearson". Thèse de Doctorat en sciences. Département d'Electronique, Faculté des Sciences de L'ingénieur, Université de Constantine, 2009.
- [12] Guan, J., He, Y., and Peng, Y.N." CFAR Detection in K- distributed clutter ". Proceedings of ICSP . 98.
- [13] Finn, H.M., Johnson, R.S. "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates". RCA Rev, 29(3), 1968, pp. 414-464.
- [14] Hansen, V.G., Sawyers, J.H. "Detectability loss due to the greatest-of-selection in a cell averaging CFAR". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 16, 1980, pp. 115-118.

BIBLIOGRAPHIE

- [15] Moore, J.D., Lawrence, N.B. " Comparison of two CFAR methods used with square law detection of Swerling I targets". proceeding of IEEE international radar conference. 1980, pp. 403-409.
- [16] Weiss, M. "Analysis of some modified cell-averaging CFAR processes in multiple targets situations". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 18, 1982, pp. 102-114.
- [17] Trunk, G.V. "Range resolution of targets using automatic detectors". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 14(5), 1978, pp. 750-755.
- [18] Rickard, J.T., Dillard, G.M. "Adaptive detection algorithms for multiple target situations". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 13(4), 1980, pp. 338-343.
- [19] Rohling, H. "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 19(4), 1983, pp. 608-621.
- [20] Ritcey, J.A., Hines, J.L. "Performance of max family of order-statistic CFAR detectors". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 27(1), 1991, pp. 48-57.
- [21] Barkat, M., Himonas, S.D., and Varshney, P.K. "CFAR detection for multiple target situations". IEE proceeding. Pt. F, 136(5), 1989, pp. 193-209.
- [22] Himonas, S.D., Barkat, M. "Automatic censored CFAR detection for non-homogeneous environments". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 28(1), 1992, pp. 286-304.
- [23] Himonas, S.D., Barkat, M. "Adaptive censored greatest of CFAR detection". IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 139(3), 1992, pp. 247-255.

BIBLIOGRAPHIE

- [24] Srinivasan, R. "Robust radar detection using ensemble CFAR Processing". IEEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 147(6), 2000, pp. 291-297.
- [25] Smith, M.E., Varshney, P.K. "Intelligent CFAR processor based on data variability". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 36(3), 2000, pp. 837-847.
- [26] Hammoudi, Z., Soltani, F. "Distributed IVI-CFAR detection in non-homogeneous environments". Signal Processing (Elsevier), 84(7), 2004, pp. 1231-1237.
- [27] Farrouki, A., Barkat M. "Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for non-homogeneous environments". IEE Processing. Radar Sonar Navig 152(1), 2005, pp.43-51.
- [28] Zaimbashi, A., Norouzi, Y. "Automatic dual censoring cell averaging CFAR detector in nonhomogeneous environments". EURASIP J. Signal Processing, 88, 2008, pp.2611-2621.
- [29] Cao, T.V. "Constant false-alarm rate algorithm based on test cell information". IET Radar Sonar Navig. 2(3), 2008, pp.200-213.
- [30] Meng, X.W. "Comments on Constant false-alarm rate algorithm based on test cell information". IET Radar Sonar Navig. 3(6), 2009, pp.646-649.
- [31] Farina, A., Gini, F., Greco, M.V., and Verrazzani, L. "High resolution sea clutter data : Statistical analysis of recorded live data". IEE Proceedings . 144(3), June. 1997, pp. 121-130.
- [32] Barkat, M."Signal detection and estimation". Artech house. Boston, USA, 2nd Edition, 2005.

BIBLIOGRAPHIE

- [33] Goldstein, G.B. "False alarm regulation in Log-normal and Weibull clutter". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 9(1), 1973, pp. 84-92.
- [34] Weber, P., Haykin, S."Ordered statistic CFAR processing for two parameter distributions with variable skewness". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst, 21(6), 1985 pp. 819-821.
- [35] Ravid, R., Levanon, N."Maximum likelihood CFAR for Weibull background". IEE Proceedings-F, 139(3), 1992, pp. 256-263.
- [36] Guida, M., Longo, M., and Lops, M."Biparametric Linear Estimation for CFAR against Weibull Clutter". IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst., 28(1), 1992, pp. 138-151.
- [37] Guida, M., Longo, M., and Lops, M."Biparametric CFAR procedures for lognormal clutter". IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst., 29(3), 1993, pp. 798-809.
- [38] Almarshad, M.N., Alshebeili, S.A., and Barkat, M."A Forward automatic censored cell-averaging detector for multiple target situations in Log-Normal clutter". PWASET, 17, 2006, pp.1307-1318.
- [39] Almarshad, M.N., Barkat, M., and Alshebeili, S.A."A Monte Carlo simulation for two novel automatic censoring techniques of radar interfering targets in Log-normal clutter". Signal Proc. 88(3), 2007, pp. 719-732.
- [40] Zaimbashi, A., Taban, M.R., Nayebi, M.M., and Norouzi, Y. "Weighted order statistic and fuzzy rules CFAR for Weibull clutter". Signal processing, 88(3), 2008, pp. 558-570.
- [41] Qu, F., Meng, X., and Liu, J."Adaptive censoring maximum likelihood CFAR detector in Weibull clutter". IEEE Aerospace Conference, 2011, pp.1-7.

BIBLIOGRAPHIE

- [42] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M. "Performance analysis of dual automatic censoring and detection in heterogeneous Weibull clutter : A comparison through extensive simulations". *Signal Processing*, 93, 2013, pp. 2879-2893.
- [43] Yao, K. "A representation theorem and its application to spherically invariant random processes". *IEEE Trans. on IT*, 19, 1973, pp. 600-608.
- [44] Conte, E., Lops M, and Ricci G. "Asymptotically Optimum Radar Detection in Compound-Gaussian Clutter". *IEEE Trans.-AES*, 31(2), 1995, pp. 617-625.
- [45] Gini, F. "Sub-Optimum Coherent Radar Detection in a Mixture of K-Distributed and Gaussian Clutter". *IEE Proc. Radar, Sonar Navig*, 144(1), 1997, pp. 39-48.
- [46] Jay, E., Ovarlez, J.P., Declercq, D., and Duvaut, P. "BORD : Bayesian Optimum Radar Detector". *Signal Processing*, 83(6), 2003, pp. 1151-1162.
- [47] David, H.A. "Order statistics". John Wiley & Sons, NY. 1981.
- [48] Soltani, F. "Détection Adaptative CFAR dans un clutter non homogène Gaussien et K-distribué avec corrélation partielle". Thèse de Doctorat d'état. Département d'Electronique, Faculté des Sciences de L'ingénieur, Université de Constantine, 1999.
- [49] Raghavan, R.S. "A method for estimating parameters of K-distributed clutter". *IEEE Trans. Aerosp Electron Syst*, 27, 1991, pp. 238-246.
- [50] Watts, S. "Radar detection prediction in k-distributed sea clutter and thermal noise". *IEEE Trans. Aerosp Electron Syst*, 23, 1987, pp. 40-45.
- [51] Stinco, P., Gini, F., and Rangaswamy, M. "Impact of Sea Clutter Nonstationarity on Disturbance Covariance Matrix Estimation and CFAR De-

BIBLIOGRAPHIE

- tector Performance". IEEE Trans. Aerosp Electron Syst, vol. 46, 2010, pp. 1502-1513.
- [52] Lawless, J.F."Statistical Models and Methods for Lifetime Data". New York : Wiley, 1982.
- [53] Mann, N.R., Schafer, R.E., and Singpurwalla, N.D."Methods for Statistical Analysis of Reliability and Life Data". New York Wiley, 1974.
- [54] Zoubir, A.M., and Iskander D.R."Bootstrap Techniques for Signal Processing". Cambridge, U.K, 2004.
- [55] Manoukian, E.B."Modern Concepts and Theorems of Mathematical Statistics". Springer-Verlag, New York, 1986.
- [56] Delon, J., Desolneux, A., Lisani, J.L., and Petro, A.B." A nonparametric Approach for Histogram Segmentation". IEEE Trans, Image Process, 16(1), Jan 2007, pp. 253-261.