



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

جامعة قسنطينة 1

Faculté des Sciences de la Technologie

كلية العلوم والتكنولوجيا

Département d'Electronique

قسم الهندسة الإلكترونية

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

Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Corrélés

Présentée et Soutenue Publiquement Par

Souad CHABBI

Devant le jury :

| | | | |
|------------|--------------------|------------|--------------------------|
| Président | Abdelfatah CHAREF | Professeur | Université Constantine 1 |
| Rapporteur | Toufik LAROUCI | Professeur | Université Constantine 1 |
| Examineurs | Malek BENSLAMA | Professeur | Université Constantine 1 |
| | Amar MEZACHE | Professeur | Université de M'sila |
| | M'hamed HAMADOUCHE | M.C.A | Université de Boumerdès |

Année Universitaire 2014\2015

فإنَّ رسوبَ لعلِّ فيهِ فربك هـ

لهيبر عى مرَّ لنها من مغم

تجرَّع ذلَّ لج هل طول حركه هـ

ومن لم يذق مرَّ لتعلم مساعه

فأبَّرع عي ه أوع الفكه هـ

ومن فك ه لتعلم ق تشيبه هـ

لنم ي كون الا اعبار ل فك هـ

وذاتُ فسنى - والله بلغم ولقى

إلهام الشفيعي

La science ne cherche pas à énoncer des vérités éternelles ou de dogmes immuables; loin de prétendre que chaque étape est définitive et qu'elle a dit son dernier mot, elle cherche à cerner la vérité par approximations successives.

Bertrand Russell

La démarche scientifique n'utilise pas le verbe croire; la science se contente de proposer des modèles explicatifs provisoires de la réalité; et elle est prête à les modifier dès qu'une information nouvelle apporte une contradiction.

Albert Jacquard

Dédicaces

Je dédie cette Thèse

A mes très chers parents qui m'ont tant donné et qui tiennent une place immense dans mon cœur.
Je mets entre leurs mains, le fruit de longues années d'études.
Qu'Allah les garde et les protège.

A mes sœurs et mes frères.

A toute ma famille.

A tous mes amies et mes amis.

A toutes celles et tous ceux qui ont contribué de loin ou de près, même par un simple conseil,
pour que ce travail de recherche aboutisse à des résultats probants.
En témoignage de mon affection, ma reconnaissance et mon respect.

A tous les chercheurs dans le domaine de la détection CFAR.

Remerciements

Le travail présenté dans cette Thèse de Doctorat en Sciences a été effectué au niveau du Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM), Département d'Electronique, Université Constantine 1.

Avant tout, je tiens à remercier Allah le Tout Puissant et l'Unique qui ne cesse de m'offrir le courage, la force, la patience et la volonté nécessaire pour affronter toutes les difficultés de la vie.

Mes remerciements les plus sincères vont à mon Directeur de Thèse, le Professeur Toufik LAROUSSE, Chef de l'Equipe 'Détection et Estimation' au Laboratoire SISCOM, Université Constantine 1, pour ses conseils et son précieux soutien sans lesquels ce travail n'aurait pas vu le jour.

Mes vifs remerciements vont aussi au Professeur Mourad BARKAT, IEEE Fellow, Valencia University, Orlando-Florida, USA, pour son aide et ses précieuses orientations.

Mes sincères remerciements vont également au Président du Jury, le Professeur Abdelfatah CHAREF, Université Constantine 1 et aux Membres du Jury, le Professeur Malek BENSLAMA, Université Constantine 1, le Professeur Amar MEZACHE, Université de M'sila et le Docteur M'hamed HAMADOUCHE, Maitre de Conférences Classe A, Université de Boumerdès, pour la confiance et l'intérêt qu'ils m'ont accordé en acceptant d'évaluer ce travail.

Aussi, je tiens à exprimer mes vifs remerciements à tous les enseignants du Département d'Electronique et particulièrement les Membres du Laboratoire SISCO, qui par leur compétence, expérience et savoir m'ont beaucoup aidé dans mes études.

Enfin, un grand merci à toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à l'accomplissement de cette Thèse.

Qu'elles soient aimablement remerciées.

Résumé

Pour se rapprocher davantage de la réalité de la détection radar CFAR (Constant False Alarm Rate) relative à des cibles de type Swerling I ou II noyées dans un clutter non-Gaussien; Log-normal et Weibull, spatialement corrélé, nous nous proposons, dans cette Thèse de Doctorat en Sciences, de concevoir et d'analyser un processeur capable de censurer automatiquement les cellules indésirables dues à la présence d'un bord de clutter et/ou d'interférences. Pour cela, nous introduisons, d'abord, les techniques existantes permettant la génération de vecteurs aléatoires corrélés issus des distributions Normale, Log-normale et Weibull. Ainsi, pour un clutter Log-normal ou Weibull corrélé et sans aucune connaissance préalable de la position du bord de clutter et/ou du nombre et des positions des interférences dans la fenêtre de référence, le processeur mono-impulsion à censure bilatérale proposé; i.e., censure des échantillons indésirables de plus petites et de plus grandes puissances, est appelé DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased Constant False Censoring and Alarm Rates). Plus précisément, il est composé de deux algorithmes, l'un à vocation de censure CFCR (Constant False Censoring Rate) et l'autre à vocation de détection CFAR. La propriété CFCAR est garantie à travers l'utilisation, par les deux algorithmes de censure et de détection, d'un seuil adaptatif biparamétrique linéaire. A cet effet, une amplification logarithmique est introduite; les distributions Log-normale et Weibull sont réduites à des distributions Normale et Gumbel, respectivement. Les paramètres de ces dernières sont obtenus par le biais d'estimateurs BLU (BLUEs) connus pour être plus rapides que les estimateurs ML (Maximum Likelihood). Pour ce faire, les échantillons sont préalablement classés en ordre croissant. L'algorithme de censure automatique teste alors l'hétérogénéité du clutter en commençant par les deux plus petits échantillons. L'ensemble homogène sélectionné est ensuite utilisé par l'algorithme de détection pour estimer le niveau du clutter. Pour asseoir l'efficacité de la censure et de la détection de ce processeur, nous le comparons dans une pléiade de scénarios, à travers les simulations de Monte Carlo, d'une part, au détecteur BLU-CFAR, i.e., à point(s) de censure fixe(s) et d'autre part, à divers détecteurs, existant dans la littérature, à censure automatique unilatérale.

Mots Clés: Censure automatique bilatérale, censure à point(s) fixe(s), seuil adaptatif biparamétrique linéaire, estimateurs BLU, détection CFAR, censure CFCR, clutter Log-normal, clutter Weibull, distribution Normale, distribution Gumbel.

Abstract

In this PhD Thesis, we address the problem of lower and upper automatic censoring of unwanted samples from a rank ordered data of reference cells, i.e., bilateral or dual automatic censoring, and target detection with Constant False Censoring and Alarm Rates (CFCAR). Assuming a spatially correlated non-Gaussian clutter with no prior knowledge about the presence or not of any clutter edge and/or interfering targets in the reference window, we propose and analyze the censoring and detection performances of the Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased (DACBLU) CFCAR mono-pulse processor in homogeneous and heterogeneous Log-normal or Weibull spatially correlated clutter. In doing this, we first introduce existing techniques of generating correlated Normal, Log-normal and Weibull random vectors. The cfcarness property is guaranteed by use of linear biparametric adaptive thresholding. That is, we introduce a logarithmic amplifier, and determine the unknown parameters of the transformed distribution through the Best Linear Unbiased Estimators (BLUEs) known to be faster than the ML (Maximum Likelihood) estimators. The Censoring algorithm starts up by considering the two most left ranked cells and proceeds forward. The selected homogeneous set is used to estimate the unknown background level. To assess the efficiency of the proposed processor, we compare its performances, first to its corresponding BLU-CFAR, i.e., fixed-point(s) censoring detector, then to detectors based on diverse unilateral automatic censoring techniques found in the literature.

Keywords: Dual or Bilateral automatic censoring, fixed-point(s) censoring, Linear biparametric adaptive threshold, BLU Estimators, CFAR detection, CFCR censoring, Log-normal clutter, Weibull clutter, Normal distribution, Gumbel distribution.

ملخص

في هذه الأطلرحة للدلكفورافيلاعلومنعالجمشكلىبللت والأضوهيكيلل عناتالصغومجالكبوى غيو لموغوبفياهاضمن اليا موجهي موتب، يعنيتو أضوهيكيشنإىي، اللشلف الأضوهيكيللهدف مع نسيببيتو حلذارخارطيينثبقتين (Constant False Censoring and Alarm Rates, CFCAR). لثكفنتوضحجوهيى نوبلطمكانياحغيو غسري صحن أي معرف مسبق عن وجود أعدم وجود أي ةاف ضروضاءح/ أهداف ديلفيالفلذةالموجهي نقتوح نلحل اداءاتبللتو لالشلفللمعالج أةادي النهض (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased Estimators, DACBLU-CFCAR) في ضروضاءمتوبلطمكثيا من Log-normal أ Weibull نجللس غيو نجللسلللثقيامبدلك، ندخل للثورياتالتهاة لإنشاء تهجات شوطي Normal، Log-normal ح Weibull نوبلطم. ال غصري (CFCAR) مضمونباستخدام يعب نلثقيثنظيالمعالم خطي. ح هذايعني، إدخال مظخملوغواتميريحول التونيغان Log-normal ح Weibull إلى Normal أ Gumbel، علىالتوليمعالم نين الأيويين تحديياتعمال أقتقديوات خطي غيمتحيزة) Best Linear Unbiased Estimators, BLUEs (لكونها أسوع منتلقدديوات Maximum Likelihood (ML). خوارزيمي بللتوتبأبعبارال عيني التواحيثيقصلىيسار منينال عنات لموتب. لمجموع التجللس المقتاريفسوتعكثقديومستوى ال ضروضاء لمجهول. لإسلمعالالبللمقتوح، قارناه، من خلالكولب منلامشاهد، عنرطويق عمليات محاكاقموسع ل- Monte Carlo، أ الفبعاليانتظيوالوكاشف ذنقط رلثقارطبللتو للثبت BLU-CFAR مثبمفعالهيك كواشف نلوع ذاتأصتوماتيكي أةادي.

كلملثباتأيةبتو أضوهيكيشنإىيببتو ذنقط (نقاط) ثببت، يعب نلثقيثنظي خطي تقديوات BLU، لكشف CFAR ببتو CFAR، ضروضاء Log-normal، ضروضاء Weibull وتوني Normal، توني Gumbel.

Table des Matières

Chapitre 1

Etat de l'Art des Détecteurs CFAR

| | |
|---|----|
| 1.1 Introduction | 2 |
| 1.2 Etat de l'Art des Détecteurs CFAR | 4 |
| 1.2.1 Détecteurs CFAR Basés sur l'Intégration Non-Cohérente d'une Impulsion | 4 |
| 1.2.1.1 Classe des Détecteurs CFAR à Niveaux Moyens | 4 |
| 1.2.1.2 Classe des Détecteurs CFAR Basés sur les Statistiques d'Ordre | 6 |
| 1.2.1.3 Classe des Détecteurs CFAR Basés sur les Algorithmes de Censure Automatique | 8 |
| 1.2.2 Détecteurs CFAR Basés sur l'Intégration Non-Cohérente de Plusieurs Impulsions | 12 |
| 1.2.3 Architectures Distribuées | 13 |
| 1.2.4 Détecteurs CFAR pour des Cibles et Clutter Corrélés | 14 |
| 1.3 Motivation | 17 |
| 1.4 Contributions | 17 |
| 1.5 Organisation du Manuscrit | 18 |

Chapitre 2

Détection et Censure Automatiques

| | |
|-------------------------------------|----|
| 2.1 Introduction | 21 |
| 2.2 Différents Types de Bruit | 21 |
| 2.2.1 Définition du Bruit Thermique | 22 |
| 2.2.2 Définition du Clutter | 22 |
| a) Clutter de Volume | 22 |
| b) Clutter de Surface | 23 |

| | |
|---|----|
| 2.2.2.1 Clutter Homogène | 24 |
| 2.2.2.2 Clutter Hétérogène | 25 |
| 2.2.2.3 Clutter Corrélé | 27 |
| 2.3 Modèles Statistiques du Clutter | 27 |
| 2.4 Modèles Statistiques de Cibles | 29 |
| 2.5 Détecteur d'Enveloppe | 33 |
| 2.6 Principe de la Détection Adaptative CFAR | 34 |
| 2.7 Principe de la Détection Adaptative CFCAR | 37 |
| 2.8 Conclusion | 39 |

Chapitre 3

Génération des Vecteurs Aléatoires Corrélés

| | |
|---|----|
| 3.1 Introduction | 41 |
| 3.2 Rappels sur Quelques Lois de Distributions | 41 |
| 3.2.1 Distribution Echelle-Position | 42 |
| 3.2.2 Distribution Uniforme | 43 |
| 3.2.3 Distribution Gaussienne | 43 |
| 3.2.4 Distribution Log-normale | 44 |
| 3.2.5 Distribution Exponentielle | 45 |
| 3.2.6 Distribution Rayleigh | 46 |
| 3.2.7 Distribution Weibull | 47 |
| 3.2.8 Distribution Gumbel | 48 |
| 3.3 Covariance, Corrélacion et Indépendance Statistique | 49 |
| 3.3.1 Matrice de Variance-Covariance d'un Vecteur Aléatoire | 49 |
| 3.3.2 Matrice de Corrélacion d'un Vecteur Aléatoire | 49 |
| 3.3.3 Indépendance et Corrélacion | 50 |
| 3.4 Génération des Vecteurs Aléatoires Corrélés | 50 |
| 3.4.1 Génération d'un Vecteur Aléatoire Normal Corrélé | 51 |
| 3.4.2 Génération d'un Vecteur Aléatoire Log-normal Corrélé | 51 |

| | |
|--|-----------|
| 3.4.3 Génération d'un Vecteur Aléatoire Weibull Corrélé | 53 |
| 3.5 Factorisation d'une Matrice Symétrique Définie Positive | 55 |
| 3.5.1 Factorisation de Cholesky | 55 |
| 3.5.2 Factorisation Spectrale | 56 |
| 3.6 Conclusion | 56 |

Chapitre 4

Analyse des Performances du Processeur DACBLU-CFCAR dans un Clutter Non-Gaussien Spatialement Corrélé: Log-normal et Weibull

| | |
|---|-----------|
| 4.1 Introduction | 58 |
| 4.2 Analyse du Processeur DACBLU-CFCAR | 59 |
| 4.2.1 Modèle Statistique | 59 |
| 4.2.2 Algorithme de Détection Automatique | 61 |
| 4.2.3 Algorithme de Censure Automatique Bilatérale | 67 |
| 4.3 Conclusion | 73 |

Chapitre 5

Simulations et Discussions

| | |
|---|------------|
| 5.1 Introduction | 75 |
| 5.2 Evaluation des Performances du Processeur DACBLU-CFCAR | 76 |
| 5.2.1 Hypothèses de Simulations | 76 |
| 5.2.2 Résultats de Simulations | 78 |
| 5.2.2.1 Calcul des Coefficients des Seuils Adaptatifs de Censure et de Détection | 78 |
| 5.2.2.2 Probabilités de Censure-Exacte, Sous-Censure et Sur-Censure | 78 |
| 5.2.2.3 Probabilités de Détection | 85 |
| 5.3 Conclusion | 102 |

Chapitre 6

Conclusions Générales

| | |
|---|------------|
| 6.1 Synthèse des Travaux | 104 |
| 6.2 Principaux Résultats | 106 |
| 6.3 Perspectives et Travaux Futurs | 106 |
| | |
| Annexe A | 108 |
| Annexe B | 109 |
| Annexe C | 119 |
| | |
| Bibliographie | 125 |

Liste des Acronymes

A

| | |
|-----------|---|
| ACBLU- | Automatic Censoring Best Linear Unbiased- |
| ACCA-ODV- | Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability- |
| ACGO- | Adaptive Censored Greatest-Of- |
| ACMLD- | Automatic Censored Mean Level Detector- |
| ACWH- | Automatic Censoring Weber-Haykin- |
| AML | Approximate Maximum Likelihood |

B

| | |
|---------|--|
| B-ACCA- | Backward Automatic Censored Cell Averaging Detector- |
| BIT | Binary Integration Technique |
| BLU- | Best Linear Unbiased- |
| BLUEs | Best Linear Unbiased Estimators |

C

| | |
|-------|--|
| CA- | Cell Averaging- |
| CCA- | Censored Cell Averaging- |
| CCR | Clutter 2-to-Clutter 1 Ratio |
| cdf | cumulative density function |
| CFAR | Constant False Alarm Rate |
| CFCAR | Constant False Censoring and Alarm Rates |
| CFCR | Constant False Censoring Rate |
| CID | Corrélés et Identiquement Distribués |
| CML- | Censored Maximum Likelihood- |
| CMLD- | Censored Mean Level Detector- |
| CST | Cellule Sous Test |
| CTDS | Conventional Time Diversity System |

D

| | |
|---------|--|
| DACBLU- | Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased- |
| DEL | Détecteur d'Enveloppe Linéaire |
| DEQ | Détecteur d'Enveloppe Quadratique |

E

| | |
|----|-----------|
| E- | Ensemble- |
|----|-----------|

EVD Eigenvalue Decomposition

F

F-ACCAD- Forward Automatic Censored Cell Averaging Detector-

F/B-ACOSD- Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics Detectors-

F/B-OSACD- Forward/Backward Order Statistics Automatic Censoring and Detection-

G

GCA- Generalized Cell Averaging-

GCMLD- Generalized Censored Mean Level Detector-

GO- Greatest-Of-

GOS- Generalized Order Statistics-

GTL-CMLD- Generalized Two-Level-Censored Mean Level Detector-

H

HRR High-Resolution Radar

I

ICR Interference-to-Clutter Ratio

IID Indépendants et Identiquement Distribués

L

LCOS- Linear Combination of Order Statistics-

LRR Low-Resolution Radar

LS Location-Scale

M

MCR Monte Carlo Runs

ML- Maximum Likelihood-

MLEs Maximum Likelihood Estimators

MLD- Mean Level Detector-

MN-MLD- Minimum-Mean Level Detector-

MN-OS- Minimum-Order Statistics-

MRCS Mean Radar Cross Section

MTI Moving Target Indicator

MX-MLD- Maximum-Mean Level Detector-

MX-OS- Maximum-Order Statistics-

N

NCTDS Non-Conventional Time Diversity System

O

OS- Order Statistics-

| P | |
|----------|------------------------------|
| pdf | probability density function |
| R | |
| RCS | Radar Cross Section |
| S | |
| SCR | Signal-to-Clutter Ratio |
| SIR | Signal-to-Interference Ratio |
| SNR | Signal-to-Noise Ratio |
| SO- | Smallest-Of- |
| SW | Swerling |
| T | |
| TM- | Trimmed Mean- |
| TOT | Time On Target |
| V | |
| VI- | Variability Index- |
| W | |
| WCA- | Weighted Cell Averaging- |
| WH- | Weber-Haykin- |

Liste des Symboles

| | |
|---------------------------------------|--|
| P_{fa} | Probabilité de fausse alarme |
| P_{fc} | Probabilité de fausse censure |
| P_d | Probabilité de détection |
| ψ_g | Angle d'incidence |
| dB | Décibel |
| $(^\circ)$ | Degré |
| GHz | Giga Hertz |
| D_{max} | Portée maximale |
| μs | Micro-second |
| $r(t)$ | Signal reçu |
| f_i | Fréquence porteuse du signal reçu |
| T | Indice d'un vecteur transpose |
| H_1 | Hypothèse cible présente |
| H_0 | Hypothèse cible absente |
| $E[\cdot]$ | Espérance mathématique |
| $Var(\cdot)$ | Variance |
| $Cov(\cdot)$ | Covariance |
| $Cor(\cdot)$ | Corrélation |
| $Prob(\cdot)$ | Probabilité |
| $erf(\cdot)$ | Fonction d'erreur |
| $exp(\cdot)$ | Exponentiel |
| $\Gamma(\cdot)$ | Fonction Gamma |
| γ | ≈ 0.577216 est la constante d'Euler-Mascheroni |
| δ_{ij} | Symbole de Kronecker |
| $ \cdot $ | Valeur absolue |
| ${}_2F_1(\cdot, \cdot; \cdot; \cdot)$ | Fonction hypergéométrique de Gauss |

Liste des Figures

| | | |
|-------------|--|-----------|
| 2.1 | Définition de l'angle d'incidence. | 23 |
| 2.2 | Régions de clutter. | 24 |
| 2.3 | Différents types de clutter. | 24 |
| 2.4 | CST dans un environnement homogène. | 24 |
| 2.5 | Présence du bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance faible. | 25 |
| 2.6 | Présence du bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance élevée. | 26 |
| 2.7 | CST en présence des cibles interférentes. | 26 |
| 2.8 | Présence des interférences et d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance faible. | 27 |
| 2.9 | Présence des interférences et d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance élevée. | 27 |
| 2.10 | Echos radar des cibles Swerling. | 32 |
| 2.11 | Signal obtenu par détection d'enveloppe. | 33 |
| 2.12 | Détecteur d'enveloppe quadratique. | 33 |
| 2.13 | Détecteur d'enveloppe linéaire. | 34 |
| 2.14 | Seuil adaptatif dans un environnement hétérogène. | 35 |
| 2.15 | Matrice distance-vitesse d'un radar Doppler à impulsions. | 35 |
| 2.16 | Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR. | 36 |
| 2.17 | Schéma synoptique général d'un détecteur CFCAR. | 38 |
| 4.1 | Schéma synoptique général du processeur DACBLU-CFCAR. | 60 |
| 4.2 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs BLU-, Log-t et WH-CFAR pour un clutter Log-normal homogène décorrélé; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$ et $P_{fa} = 10^{-4}$. | 65 |
| 4.3 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs BLU-, ML-, WH- et Log-t CFAR pour un clutter Weibull homogène décorrélé; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$ et $P_{fa} = 10^{-4}$. | 65 |
| 5.1 | Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter. | 78 |
| 5.2 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal homogène décorrélé; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$, $P_{fc} = 10^{-1}$, 10^{-2} et 10^{-3} et $P_{fa} = 10^{-4}$. | 86 |
| 5.3 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull homogène décorrélé; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, $P_{fc} = 10^{-1}$, 10^{-2} et 10^{-3} et $P_{fa} = 10^{-4}$. | 86 |
| 5.4 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal homogène; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$. | 87 |
| 5.5 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et | 87 |

- BLU-CFAR pour un clutter Weibull homogène; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$.
- 5.6** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR **89**
pour un clutter Log-normal décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$
et CCR = 10 et 30 dB.
- 5.7** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR **89**
pour un clutter Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$
et CCR = 10 et 30 dB.
- 5.8** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **90**
BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et
CCR = 10 dB.
- 5.9** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **90**
BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et
CCR = 10 dB.
- 5.10** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **91**
BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et
CCR = 30 dB.
- 5.11** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **91**
BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et
CCR = 30 dB.
- 5.12** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **93**
ACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la
CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$
et CCR = 30 dB.
- 5.13** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **93**
ACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 30 dB.
- 5.14** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR **94**
pour un clutter Log-normal décorrélé en présence d'un bord de clutter après la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$ et
CCR = 10 et 30 dB.
- 5.15** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR **94**
pour un clutter Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter après la CST;
 $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$,
CCR = 10 et 30 dB.
- 5.16** Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et **96**
BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter après la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et
CCR = 10 dB.

| | | |
|-------------|--|------------|
| 5.17 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 10$ dB. | 96 |
| 5.18 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 30$ dB. | 97 |
| 5.19 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 30$ dB. | 97 |
| 5.20 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence des interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$. | 98 |
| 5.21 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence des interférences; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$. | 98 |
| 5.22 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal en présence des interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$. | 100 |
| 5.23 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull en présence des interférences; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$. | 100 |
| 5.24 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $ICR = SCR$ et $CCR = 10$ dB. | 101 |
| 5.25 | Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $ICR = SCR$ et $CCR = 10$ dB. | 101 |
| A.1 | Organigramme de la technique de censure bilatérale du processeur DACBLU-CFCAR. | 108 |

Liste des Tableaux

| | | |
|-------------|--|------------|
| 2.1 | Exemples de clutter Gaussien et non-Gaussiens. | 28 |
| 2.2 | Modèles de cibles de type Swerling. | 32 |
| 5.1 | Probabilités P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull homogène décorrélé; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, et $P_{fc} = 10^{-1}$, 10^{-2} et 10^{-3} . | 79 |
| 5.2 | Probabilités P_c et P_o dans un clutter Log-normal ou Weibull homogène; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0, 0.5$ et 1 et $P_{fc} = 10^{-2}$. | 79 |
| 5.3 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et CCR = 10 et 30 dB. | 81 |
| 5.4 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et CCR = 10 et 30 dB. | 81 |
| 5.5 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et CCR = 10 et 30 dB. | 81 |
| 5.6 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et CCR = 10 et 30 dB. | 82 |
| 5.7 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et CCR = 10 et 30 dB. | 82 |
| 5.8 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $P_{fc} = 10^{-2}$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, CCR = 10 et 30 dB. | 82 |
| 5.9 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélé en présence des interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et ICR = 10 et 30 dB. | 83 |
| 5.10 | Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélé ($\rho = 0$) en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $m_1 = m_2 = 4$ et ICR = CCR = 10 et 30 dB. | 84 |
| B.1 | Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal décorrélé; $N = 36$, $\rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-1}$. | 109 |
| B.2 | Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal décorrélé; $N = 36$, $\rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-2}$. | 110 |
| B.3 | Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal décorrélé; $N = 36$, $\rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-3}$. | 110 |
| B.4 | Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal partiellement corrélé, $N = 36$, $\rho = 0.5$ et $P_{fc} = 10^{-2}$. | 112 |
| B.5 | Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter | 113 |

Log-normal complètement corrélé; $N = 36, \rho = 1$ et $P_{fc} = 10^{-2}$.

B.6 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter 114
Weibull décorrélé; $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-1}$.

B.7 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter 115
Weibull décorrélé; $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-2}$.

B.8 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter 116
Weibull décorrélé; $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-3}$.

B.9 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter 117
Weibull partiellement corrélé; $N = 36, \rho = 0.5$ et $P_{fc} = 10^{-2}$.

B.10 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter 118
Weibull complètement corrélé; $N = 36, \rho = 1$ et $P_{fc} = 10^{-2}$.

C.1 Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un 119
clutter Log-normal décorrélé; $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-4}$.

C.2 Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un 120
clutter Log-normal partiellement corrélé; $N = 36, \rho = 0.5$ et $P_{fc} = 10^{-4}$.

C.3 Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un 121
clutter Log-normal complètement corrélé; $N = 36, \rho = 1$ et $P_{fc} = 10^{-4}$.

C.4 Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un 122
clutter Weibull décorrélé; $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-4}$.

C.5 Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un 123
clutter Weibull partiellement corrélé; $N = 36, \rho = 0.5$ et $P_{fc} = 10^{-4}$.

C.6 Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un 124
clutter Weibull complètement corrélé; $N = 36, \rho = 1$ et $P_{fc} = 10^{-4}$.

Chapitre 1

Etat de l'Art des Détecteurs CFAR

Résumé

Dans ce chapitre, à la fois introductif et indicatif, nous commençons par rappeler brièvement le principe de la détection adaptative dans les systèmes radar. Ensuite, nous donnons l'état de l'art des détecteurs CFAR qui existent dans la littérature radar. Suite à quoi, nous nous positionnons par rapport aux problèmes que nous voulons résoudre et motivons nos contributions et les objectifs assignés à cette thèse. Enfin, nous exposons le plan de lecture du manuscrit.

Sommaire

1.1 Introduction

1.2 Etat de l'Art des Détecteurs CFAR

1.3 Motivation

1.4 Contributions

1.5 Organisation du Manuscrit

1.1 Introduction

Dans un contexte radar, la théorie de la détection du signal est une application de la théorie de la décision statistique utilisée pour détecter un signal caché dans du bruit. Etant donné certaines hypothèses, le critère de Neyman-Pearson est préféré à celui de Bayes ou celui du Minimax. Dans ce cas, il est alors désirable de trouver la structure du récepteur optimal. Il est entendu par détecteur optimal, tout détecteur qui nécessite une description statistique essentiellement complète des signaux d'entrée et du bruit. Cependant, en pratique, cette information peut ne pas être disponible *a priori* et les statistiques d'entrée peuvent également varier dans le temps. Ces contraintes conduisent souvent à considérer des détecteurs non-optimaux [1, 2].

Dans les systèmes de détection d'un signal radar, l'objectif est de détecter automatiquement une cible cachée dans le bruit thermique et le fouillis (clutter en anglo-saxon). Alors que le bruit thermique est généré par l'agitation thermique dans les composants électroniques du système radar, le clutter s'apparente à tous les signaux indésirables qui n'ont pas d'intérêt pour l'utilisateur radar. Comme le radar est utilisé dans plusieurs contextes, les réflexions multiples dues à la présence de différents types de terrains, d'états de la mer, gouttelettes de pluie, oiseaux et insectes, ou à tout autre objet tentant d'obstruer la détection d'une cible d'intérêt, peuvent constituer des exemples de signaux indésirables dans certaines applications et pas dans d'autres. En effet, le radar peut être utilisé pour détecter les orages en météorologie, pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier, pour détecter les objets volants mais aussi les navires, en astronautique, etc. Étant donné que l'environnement dans lequel le radar opère dépend des conditions météorologiques et de l'emplacement physique de celui-ci, les signaux réfléchis, à l'entrée du récepteur, sont statistiquement non-stationnaires et de puissances inconnues [1-3].

Le signal radar reçu est échantillonné en portée et en fréquence Doppler. Chaque échantillon est placé dans une cellule de résolution. Les cellules qui sont de part et d'autre de la cellule sous test (CST) sont dites cellules de référence et constituent la fenêtre de référence. La détection automatique de la cible, est généralement effectuée en comparant le contenu de la CST à un seuil. Les détecteurs qui utilisent un seuil fixe sont extrêmement sensibles aux variations diverses du bruit total (bruit thermique plus clutter). En fait, une petite augmentation de la puissance du bruit total, entraîne une augmentation considérable de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}). Cette augmentation, intolérable, du nombre de fausse alarme provoque la saturation de l'équipement de traitement de données; que ce soit au niveau de l'opérateur humain ou au niveau de l'ordinateur numérique. Par conséquent, une des principales tâches de la détection radar est de maintenir un taux de fausse alarme constant (constant false alarm rate, CFAR). Ceci peut être accompli par des techniques de seuillages adaptatifs, connues pour leur

robustesse à l'égard de toutes les hétérogénéités de l'environnement. Nous distinguons, les réflexions dues à la présence des précipitations telles que la pluie, la neige, le brouillard ou la grêle; apparaissant sous la forme d'un bord de clutter étendu, et/ou les rayonnements émanant de divers objets tels que les brouilleurs (jammers en anglo-saxon), apparaissant sous forme de cibles interférentes entourant la CST et ayant des niveaux inconnus de puissances [1-3].

Notons d'abord que la présence d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence peut induire deux situations possibles. Dans un premier cas, la CST peut se trouver dans une région où le clutter est de puissance faible alors qu'un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le clutter a une puissance élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour calculer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme (P_{fa}) et de détection (P_d); ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect). Dans un deuxième cas, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour calculer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la P_{fa} ; ce phénomène est connu sous le nom d'effet de capture (capture effect). Par ailleurs, la présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, produit une augmentation du seuil de détection et une diminution des P_{fa} et P_d ; ce qui conduit aussi à l'effet de masque, si, évidemment, la fenêtre de référence est utilisée dans son intégralité [1-3].

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

1.2 Etat de l'Art des Détecteurs CFAR

Tous les détecteurs CFAR proposés dans la littérature traitent chacun un problème inhérent à des conditions particulières d'utilisation du radar. A ce titre, nous retrouvons des systèmes à une ou plusieurs impulsions; des modèles combinant des échos de cibles corrélées ou non, immergées dans des clutter corrélés ou non, en l'absence ou en présence de bord de clutter et/ou de cibles interférentes. Par ailleurs, pour la surveillance aérienne, par exemple, les données réelles ont permis de modéliser les objets volants par des distributions Rayleigh et le clutter par des distributions Gaussienne, Log-normale, Weibull et K. Néanmoins, l'objectif principal de chaque détecteur reste l'amélioration des performances de la détection tout en maintenant une probabilité de fausse alarme constante; autrement dit, l'utilisation du critère de Neyman-Pearson. Pour des travaux de recherche en perpétuel évolution, nous ne pouvons pas donner la prétention de rendre fait de l'état de l'art et notre exposé se veut avant tout indicatif. Notre choix s'est porté sur les détecteurs CFAR basés sur l'intégration non-cohérente. En effet, ceux-ci réunissent dans une large mesure toute la théorie de la détection édictée par Neyman-Pearson.

1.2.1 Détecteurs CFAR Basés sur l'Intégration Non-Cohérente d'une Impulsion

1.2.1.1 Classe des Détecteurs CFAR à Niveaux Moyens

Les détecteurs CFAR à niveaux moyens sont les premiers parus dans la littérature radar [5-13]. Cette classe de détecteurs convient le mieux aux environnements stationnaires et homogènes.

Le paradigme et précurseur de la classe des détecteurs CFAR est le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging) proposé par Finn et Johnson [5]. Comme son nom l'indique, ce détecteur évalue le niveau du clutter à partir de la moyenne arithmétique des cellules de référence. Autrement dit, afin de maintenir une probabilité de fausse alarme désirée, le calcul du seuil adaptatif est le résultat de la multiplication d'une constante par le niveau moyen du clutter. Pour un clutter Gaussien dont les échantillons dans la fenêtre de référence sont indépendants et identiquement distribués (IID), le détecteur CA-CFAR performe parfaitement bien. Sa performance se rapproche de celle du détecteur idéal de Neyman-Pearson quand le niveau moyen du clutter est connu *a priori* et lorsque le nombre de cellules de référence est suffisamment grand. Toutefois, dans la réalité, due à la présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, le clutter est souvent hétérogène. Dans ce cas, l'hypothèse d'homogénéité locale n'est plus vérifiée. Par conséquent, les capacités de performance et de régulation du taux de fausse alarme du détecteur CA-CFAR sont considérablement affectées. Pour remédier à ce problème, plusieurs variantes de ce détecteur ont été proposées [6-13].

En présence d'un bord de clutter, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, afin de minimiser l'effet de capture tout en maintenant une probabilité de fausse alarme presque constante, Hansen [6] a proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of). Dans ce détecteur, l'estimation du niveau du clutter est donnée par le maximum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de référence, se trouvant en aval et en amont de la CST. Cependant, il se peut que cette dernière soit immergée dans une région où le clutter est de puissance plus faible que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, l'effet de masque dans le détecteur GO-CFAR devient évidemment accru. Hansen et Sawyers [7] ont prouvé que dans un environnement homogène, une très faible perte CFAR (CFAR-Loss) additionnelle est introduite par le détecteur GO-CFAR par rapport au détecteur CA-CFAR. En se basant sur un détecteur d'enveloppe quadratique (DEQ) pour des cibles fluctuantes de type Swerling I, Moore et Lawrence [8] ont effectué une comparaison entre les détecteurs CA-CFAR et GO-CFAR. Ils ont montré que pour un environnement homogène, le détecteur GO-CFAR subit un petit CFAR-Loss par rapport au détecteur CA-CFAR. Ils ont également prouvé qu'en présence d'un bord de clutter, la probabilité de fausse alarme demeure presque constante. Néanmoins, ils ont montré que lorsque le clutter occupe une demi-fenêtre de référence, la probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR augmente.

En présence de cibles interférentes, d'autres travaux sur des détecteurs CFAR, ont été investigués dans la littérature [9, 10]. Aussi, des cas de cibles étroitement distantes les unes des autres peuvent être rencontrées dans des environnements denses en cibles civiles ou militaires. Dans de telles situations, les détecteurs automatiques déclarent la présence d'une seule cible. Pour améliorer la résolution des cibles rapprochées et donc améliorer les performances de détection, Trunk [9] a mis au point le détecteur SO-CFAR (Smallest-Of) dont l'estimation du niveau de clutter est obtenue à travers le calcul du minimum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de références se trouvant de part et d'autre de la cellule sous test. Le détecteur SO-CFAR est moins sensible à la perte en détection que le CA-CFAR à moins que le nombre de cellules de résolution soit relativement grand. En d'autres termes, pour un petit nombre de cellules de référence, la perte en détection du SO-CFAR est relativement plus grande par rapport au détecteur idéal (taille de la fenêtre indéfiniment grande). Cependant, ses performances de détection se dégradent considérablement si les cibles interférentes se situent simultanément dans les deux demi-fenêtres de référence. De plus, en présence d'un bord de clutter, le détecteur SO-CFAR a du mal à maintenir un taux de fausse alarme constant. Weiss [10] a montré qu'en présence d'au moins une cible interférente

dans la fenêtre de référence, la probabilité de détection du détecteur GO-CFAR diminue considérablement. Pour pallier au problème des cibles interférentes peu espacés, il a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR.

Lorsqu'une information *a priori* sur le bord de clutter et les interférences présents dans la fenêtre de référence est donnée par le système de pistage du radar, les effets de capture et de masque peuvent être minimisés. Par conséquent, la probabilité de détection peut être augmentée tout en maintenant une probabilité de fausse alarme constante. Pour cela, beaucoup d'autres travaux ont abouti à des versions améliorées des détecteurs CFAR à niveaux moyens [11-13]. En se basant sur une information *a priori* concernant les positions des cibles interférentes, McLane et al. [11] ont proposé une procédure de contrôle du seuil du détecteur CA-CFAR. Al-Hussaini et Ibrahim [12] ont présenté une généralisation des techniques proposées dans [11] pour le détecteur CA-CFAR, aux détecteurs GO-CFAR, et SO-CFAR. Barkat et al. [13], ont conçus le détecteur WCA-CFAR (Weighted CA). C'est une version modifiée du détecteur CA-CFAR, qui donne de meilleures performances de détection que celles des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR.

1.2.1.2 Classe des Détecteurs CFAR Basés sur les Statistiques d'Ordre

Afin d'améliorer la robustesse des détecteurs à niveaux moyens et garantir une détection CFAR dans des environnements hétérogènes, une classe de détecteurs basés sur les statistiques d'ordre a été développée dans la littérature. Son objectif est d'éliminer les effets de masque et de capture [14-24]. Dans cette classe de détecteurs, les échantillons sont d'abord classés par ordre croissant en fonction de leurs puissances. Ensuite, parmi les cellules de référence ordonnées, celles qui contiennent des échos indésirables sont éliminées. L'ensemble homogène, des échantillons restants, est alors utilisé pour estimer le niveau du clutter.

Dans un environnement Gaussien et dans des situations de cibles multiples, Rickard et Dillard [14] ont été les premiers à introduire les statistiques d'ordre dans la détection CFAR. Ils ont proposé le CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detector). Dans ce détecteur, les plus grands échantillons ainsi ordonnés sont censurés car ils sont supposés représenter des interférences. La somme des échantillons restants est alors utilisée pour estimer le niveau du clutter. Dans un environnement homogène, ce détecteur présente une légère perte de détection par rapport au détecteur CA-CFAR. Dans des situations de cibles multiples, il demeure robuste tant que le nombre des échantillons censurés dépasse le nombre des interférentes présentes dans la fenêtre de référence. Dans le cas d'une impulsion unique et en présence d'une cible primaire et d'un nombre fixe de cibles interférentes de type Swerling I, Ritcey [15] a fait une étude analytique des performances du détecteur CMLD-CFAR. Al-Hussaini [16] a pour sa part,

appliqué la procédure de Ritcey au détecteur GO-CFAR. El Mashade [17] a, quant à lui, développé de nouvelles techniques mathématiques ayant conduit aux mêmes performances du CMLD-CFAR. Il a montré que ce détecteur peut maintenir la probabilité de fausse alarme désirée et demeurer robuste lorsque le nombre exact des interférences est censuré de la fenêtre de référence. Pour la même situation, c'est à dire, celle de cibles multiples dans un environnement Gaussien, Rohling [18] a proposé le détecteur OS-CFAR (Order Statistics). Dans un tel détecteur, le $k^{\text{ème}}$ plus grand échantillon est choisi pour estimer le niveau du clutter; auquel cas, la probabilité de détection présente une légère dégradation en milieu homogène. Il est certain qu'en milieu interférent, les détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR exhibent des performances de détection meilleures que celle du détecteur CA-CFAR. Il n'en demeure pas moins, qu'ils soient onéreux en temps de calcul et que ce dernier (le détecteur CA-CFAR) les transcende en milieu homogène. Ghandi et Kassam [19] ont proposé le détecteur TM-CFAR (Trimmed Mean) pour résoudre les insuffisances du détecteur OS-CFAR lors du passage de la fenêtre de référence par des transitions de clutter. Ce détecteur combine le classement et la moyenne arithmétique. En effet, une censure bilatérale est effectuée pour éliminer les échantillons ordonnés indésirables de plus petites et plus grandes puissances. La somme des échantillons restants forme l'estimateur du niveau du clutter.

Dans des contextes d'environnements non-Gaussiens, des détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre ont été proposés [20-24]. Dans [20] Weber et Haykin ont introduit le détecteur WH-CFAR (Weber-Haykin). C'est une extension du détecteur OS-CFAR pour des environnements hétérogènes modélisés par des distributions Log-normale, Weibull et Gamma à deux paramètres inconnus. Le niveau du clutter est estimé à partir de deux échantillons ordonnés (plus grand et plus petit) choisis après avoir censuré les échantillons ordonnés indésirables des deux extrémités. Sa caractéristique principale est qu'il soit non-paramétrique, i.e., c'est un détecteur qui ne dépend pas de l'estimation des paramètres de la distribution. Dans [21], Levanon et Shor ont utilisé le détecteur OS-CFAR proposé dans [18] pour un clutter Weibull de paramètre de forme connu. Pour un clutter homogène, Ravid et Levanon [22] ont introduit le détecteur ML-CFAR (Maximum Likelihood) basé sur les estimateurs du maximum de vraisemblance des paramètres de forme et d'échelle de la distribution Weibull. Pour des situations de cibles multiples, ils ont également introduit le détecteur CML-CFAR (Censored Maximum Likelihood). Guida et *al.* [23] ont proposé le détecteur BLU-CFAR (Best Linear Unbiased) pour un clutter Weibull. Dans ce cas, un amplificateur logarithmique est introduit pour transformer la distribution Weibull en une distribution Gumbel. Cette distribution dite aussi (Location-Scale, LS), permet l'utilisation des meilleurs estimateurs linéaires sans biais (Best Linear Unbiased Estimators, BLUEs) des deux paramètres de position et d'échelle de la distribution Gumbel pour

ajuster le seuil de détection biparamétrique linéaire à travers un nombre fixe de cellules ordonnées prises à partir d'une fenêtre de référence dont les deux extrémités indésirables, plus petite et plus grande, sont censurées. Dans [24], ils ont aussi traité le cas du détecteur BLU-CFAR pour un clutter Log-normal dont la transformation logarithmique donne la distribution Gaussienne.

Il est important de noter que les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre suscités sont dits à point(s) de censure fixe(s). Autrement dit, ces détecteurs ne donnent de bonnes performances que si le(s) point(s) de censure est (sont) connu(s) *a priori*. Dans ce cas, les échantillons qui représentent les échos indésirables sont judicieusement censurés. Malheureusement, dans la majorité des applications radar, ceci n'est pas le cas. Par conséquent, les performances des détecteurs à point(s) de censure fixe(s) se voient sérieusement altérées par la moindre mutation du clutter [25]. Cette contreperformance des détecteurs à point(s) de censure(s) fixe(s) à donner naissance aux détecteurs à censure automatique.

1.2.1.3 Classe des Détecteurs CFAR Basés sur les Algorithmes de Censure Automatique

Dans les cas où aucune connaissance préalable de la position du bord de clutter et des positions et du nombre des interférences pouvant être présents dans la fenêtre de référence n'est disponible, les techniques de censure automatique ont, pour leur part, beaucoup contribué à l'amélioration des performances des détecteurs CFAR. En effet, les détecteurs à point(s) de censure automatique permettent d'adapter dynamiquement le(s) point(s) de censure à chaque configuration de l'environnement. Dans ce contexte, les meilleurs exemples que nous pouvons donner sont ceux qui existent dans [13, 26-44].

Pour des environnements Gaussiens et des situations de cibles multiples, Barbo et *al.* [26] ont proposé une technique de censure automatique des interférences pouvant être présentes dans la fenêtre de référence et ce sans aucune connaissance préalable de leur nombre. C'est une technique itérative où les échantillons dépassant un seuil de censure calculé, à une constante prédéterminée, sont exclus. Ensuite, le seuil de censure est recalculé en utilisant une autre constante prédéterminée avec l'ensemble des échantillons restants. La procédure est répétée et éventuellement terminée lorsqu'aucun échantillon ne dépasse le seuil de censure calculé. Celui-ci constitue alors le seuil de détection adaptatif. Cette technique a pu améliorer significativement la probabilité de détection et assurer des performances acceptables dans des environnements denses en cibles. Pour le même environnement, Barkat et *al.* [13] ont proposé le détecteur GCMLD-CFAR (Generalized CMLD). Ce détecteur est basé sur un algorithme de censure automatique des interférences et ce sans aucune connaissance préalable de leur nombre et de leurs positions dans la fenêtre de référence. Plus précisément, après un classement par ordre

croissant des échantillons de chaque demi-fenêtre, il exploite une technique itérative. Cette dernière, pour chaque demi-fenêtre, calcule le seuil adaptatif de censure en multipliant le plus petit échantillon par une constante prédéterminée qui garantit une probabilité de fausse censure (P_{fc}) désirée, i.e., un taux de fausse censure constant (Constant False Censoring Rate, CFCR). Le test consiste à repérer le premier échantillon qui dépasse ce seuil et le censurer ainsi que tous ceux qui sont à sa droite. Dans le cas échéant, le seuil est recalculé en multipliant la somme arithmétique des échantillons précédents cet échantillon avec une autre constante prédéterminée qui garantit la même probabilité de fausse censure. La procédure est répétée et éventuellement achevée lorsqu'au moins une interférence est déclarée présente dans la demi-fenêtre. Le seuil adaptatif de détection est calculé en multipliant la somme de tous les échantillons restants par une constante prédéterminée, garantissant une probabilité de fausse alarme désirée. En définitive, le GCMLD- garantit des taux de fausses censure et alarme constants (Constant False Censoring and Alarm Rates, CFCAR). Il est connu pour être robuste en présence d'interférences de faible et de forte puissances. Contrairement au détecteur proposé dans [26], sa robustesse est maintenue pour un petit nombre de cellules de référence. Dans [27], Himonas et Barkat ont proposé trois détecteurs basés sur des algorithmes de censure automatique des échantillons indésirables pour des environnements Gaussiens hétérogènes. En procédant de gauche à droite de la fenêtre de référence, ces algorithmes sont basés sur le même test itératif proposé dans [13]. Ainsi, le détecteur GO\SO-CFAR repère tout bord de clutter pouvant se trouver dans la fenêtre de référence. Pour cela, si l'algorithme de censure déclare la présence de la CST dans la région du clutter de puissance faible, les échantillons de référence classés par ordre croissant se trouvant dans le clutter de puissance élevée sont censurés. Autrement, ce sont les échantillons qui se trouvent dans la région du clutter de faible puissance qui sont censurés. Ils ont également introduit le détecteur ACMLD-CFAR (Automatic CMLD) pour le cas des interférences de puissance faible, moyenne ou forte pouvant être présentes dans la fenêtre de référence. Pour éliminer l'effet de masque, ce détecteur utilise la technique de censure proposée dans [13], mais pour toute la fenêtre de référence. Enfin, ils ont considéré le détecteur GTL-CMLD-CFAR (Generalized Two-Level-CMLD) dans le cas où un bord de clutter et des interférences peuvent être présents dans la fenêtre de référence. Celui-ci combine le GO\SO-CFAR et l'ACMLD-CFAR pour atteindre une censure efficace des échantillons indésirables. Il effectue la censure à deux niveaux. Dans le premier, les cellules dans le clutter de puissance élevée sont censurées si la CST est dans la région du clutter de puissance faible; sinon, ce sont les échantillons qui se trouvent dans la région du clutter de puissance faible qui sont censurés. Dans le second, il censure les interférences qui peuvent être dans la fenêtre de référence. Ces performances de détection demeurent robustes lorsque la CST est dans le clutter de puissance élevée et également

lorsque celle-ci est dans le clutter de puissance faible et pour un nombre de cellules contenant des interférences inférieur à la moitié du nombre total des cellules de référence. Dans des situations de cibles multiples, Himonas [28] a proposé le détecteur ACGO-CFAR (Adaptive Censored GO), lequel utilise la même procédure de censure automatique que celle trouvée dans [13]. Dans ce cas, le niveau du clutter global est le maximum des deux niveaux calculés pour chacune des deux demi-fenêtres. Toujours dans le contexte de censure automatique des interférences, You [29] a exploité les décalages, qui sont à l'origine de la formation des cellules de référence. L'idée est basée sur le fait que toute cible détectée dans la CST deviendrait une interférence une fois celle-ci décalée et positionnée au niveau de la demi-fenêtre droite. Ainsi, la sortie binaire de son détecteur contrôle le décalage de la demi-fenêtre droite, évitant systématiquement à toute cible primaire de devenir secondaire. Dans [30], Smith et Varshney ont proposé le détecteur intelligent VI-CFAR (Variability Index) qui commute automatiquement vers le CA-, le GO- et le SO-CFAR. Il est conçu à partir de deux variables statistiques. La première est une statistique de deuxième ordre dite indice de variabilité (VI) et la deuxième, le rapport des moyennes statistiques des deux demi-fenêtres. Ce détecteur offre une performance à faible CFAR-Loss dans un environnement homogène et il est robuste dans des environnements hétérogènes, i.e., dans des situations de cibles multiples ou en présence du bord de clutter étendu. Dans [31], Srinivasan a proposé une autre approche robuste connue sous le nom du détecteur E-CFAR (Ensemble). Ce détecteur exploite les bonnes performances de détection de certains détecteurs conventionnels, en les combinant d'une façon judicieuse en présence du bord de clutter ou en présence des interférences. Dans [32], Farrouki et Barkat ont proposé le détecteur ACCA-ODV-CFAR (Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability) pour un environnement Gaussien hétérogène. En considérant l'hypothèse d'une population initiale homogène et par des tests d'hypothèses successifs, ce détecteur sélectionne dynamiquement un ensemble convenable de cellules ordonnées pour estimer le niveau du clutter inconnu. La technique de censure automatique proposée utilise l'indice de variabilité (VI), introduit dans [30], pour rejeter ou accepter les cellules ordonnées avec une probabilité de fausse censure constante. Pour des raisons de mise en œuvre, ils ont proposés une architecture à deux niveaux dans laquelle, les statistiques successives basées sur l'ODV et les tests d'hypothèses correspondants sont traités simultanément. Les résultats ont montrés que le détecteur ACCA-ODV-CFAR agit comme le CA-CFAR dans un environnement homogène et il est robuste en présence des interférences.

Pour un environnement Log-normal et des situations de cibles multiples, des techniques de censure automatique avec un taux de fausse censure constant (CFCR) ont été étudiées dans la littérature radar [33-36]. Dans [33, 34], Almarshad et *al.* ont proposé, respectivement, les

détecteurs F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell Averaging Detector) et B-ACCA-CFAR (Backward ACCA). Ces détecteurs utilisent des échantillons de distribution Log-normale, transformés pour la circonstance à travers un amplificateur logarithmique, en des échantillons de distribution Normale et classés par ordre croissant. Le test d'hétérogénéité commence à partir d'un ensemble ou population supposé homogène. L'algorithme peut procéder soit de gauche à droite ou en avant (Forward), soit de droite à gauche ou en arrière (Backward). Les algorithmes de censure et de détection sont basés sur des seuils biparamétriques linéaires dans lesquels les paramètres de la distribution Normale sont estimés à l'aide d'une approche linéaire simple. Ces détecteurs ont montré une robustesse appréciable en présence d'interférences de puissances moyennes ou élevées. En se basant sur le seuil non-paramétrique de Weber-Haykin et afin d'éviter toute estimation des paramètres de la distribution Log-normale, les mêmes auteurs [35] ont aussi conçu les détecteurs F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics Detectors). Là aussi, ils ont vérifié que la technique 'Forward' est plus robuste que la technique 'Backward'. Toujours, pour un environnement Log-normal, Chabbi et *al.* [36] ont proposé le détecteur ACBLU-CFCAR (Automatic Censoring Best Linear Unbiased) qui utilise la technique de censure en avant. Les algorithmes de censure et de détection exploitent des seuils biparamétriques linéaires dans lesquels les paramètres de la distribution Normale sont obtenus par le biais des estimateurs BLU (BLUEs). Pour un clutter homogène, ils ont montré que les détecteurs ACBLU-CFCAR et BLU-CFAR exhibent les mêmes performances de détection.

Pour un environnement Weibull et des situations de cibles multiples, Chabbi et *al.* ont présenté des techniques de censure automatique qui garantissent une probabilité de fausse censure constante [37-39]. Dans [37], ils ont proposé les détecteurs MLE-based F/B-OSACD-CFCAR (Maximum Likelihood Estimators-based Forward/Backward Order Statistics Automatic Censoring and Detection). Ces détecteurs utilisent des échantillons, transformés pour la circonstance à travers un amplificateur logarithmique, en des échantillons de distribution Gumbel, lesquels sont ensuite estimés par le biais du maximum de vraisemblance. Pour le même clutter et en se basant sur le seuil adaptatif de Weber-Haykin, ils ont considéré [38], les détecteurs WH-based F/B-OSACD-CFCAR. Par la même, ils ont confirmé que la technique 'Forward' induit de meilleures performances de détection que la technique 'Backward'. De ce fait, dans [39], ils ont comparé les performances des détecteurs MLE-based et WH-based Forward-OSACD-CFCAR. Dans ce cas, ils ont montré que le premier supplante le second pour un clutter uniforme et en présence des interférences.

Récemment, pour un environnement Log-normal pouvant contenir un bord de clutter dans la fenêtre de référence, Chabbi et *al.* [40] ont proposé et analysé les performances du détecteur

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

Dans le même contexte, pour un environnement Weibull pouvant contenir un bord de clutter dans la fenêtre de référence, Pourmottaghi et *al.* [41] ont proposé une technique de localisation automatique du bord de clutter qui, contrairement aux techniques de censure suscitées, ne repose pas sur la probabilité de fausse censure. Dans leur étude, ils supposent que la fenêtre de référence est suffisamment petite de manière à ce que la probabilité d'avoir plus d'un bord de clutter soit très faible. Dans ce cas, une fois, les échantillons indésirables éliminés, cette technique a pu améliorer les performances du détecteur Log-t CFAR, proposé par Goldstein dans [42]. Comme son nom l'indique, ce dernier nécessite aussi un amplificateur logarithmique et un seuil de détection appelé 't'. Ce seuil est obtenu à partir d'un quotient dont le numérateur est la différence arithmétique entre l'échantillon se trouvant dans la CST et la moyenne statistique de ceux se trouvant dans la fenêtre de référence et dont le dénominateur est l'écart type de ces mêmes échantillons de référence. Aussi, Chabbi et *al.* [43] ont prouvé que la technique proposée dans [40], valable pour un environnement Log-Normal, demeure efficace dans un environnement Weibull.

Enfin, dans le cas d'un bord de clutter et/ou des interférences, Chabbi et *al.* [44], ont proposé le processeur DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring BLU). Dans ce détecteur, les algorithmes de censure et de détection utilisent le même seuil linéaire biparamétrique basé sur les estimateurs BLU (BLUEs) des échantillons Gumbel, obtenus après le passage par l'amplificateur logarithmique des échantillons Weibull. Ils ont montré qu'après un bon calibrage de la probabilité de fausse censure en milieu homogène, le processeur DACBLU-CFCAR exhibe quasiment les mêmes performances de détection en milieux hétérogènes que le détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s).

1.2.2 Détecteurs CFAR Basés sur l'Intégration Non-Cohérente de Plusieurs Impulsions

Dans la détection automatique, la fluctuation de la cible peut être à l'origine de l'atténuation du signal reçu. En se référant aux modèles de Swerling, si une cible est percutée par une impulsion unique, nous ne pouvons pas discerner le cas Swerling I de celui du Swerling II et le cas Swerling III de celui du Swerling IV. Toutefois, si, pour chaque ouverture en azimut (scan), plusieurs impulsions sont émises, alors le problème de la détection des cibles lentes (corrélation complète) et des cibles rapides (décorrélation complète) ne se pose plus. Par ailleurs, l'évolution

technologique des processeurs de calcul a encouragé les chercheurs à promouvoir la technique d'intégration non-cohérente de plusieurs impulsions. Il est bien admis que cette technique améliore considérablement les performances de détection au détriment des mathématiques qui peuvent être très pénalisantes. Elle a été utilisée pratiquement pour toute la famille des détecteurs CFAR à niveaux moyens et celle des détecteurs basés sur les statistiques d'ordre pour divers modèles de cibles et de clutter [2]. Pour ce faire, nous ne citerons que quelques exemples de travaux relatifs à cette technique. Dans [45], Hou et *al.* ont utilisé le théorème des résidus pour calculer des expressions exactes des probabilités de détection pour la famille des cibles Chi-carrées à $2K$ degrés de liberté des détecteurs à seuils fixes. Dans [46], Ritcey a analysé les performances du détecteur MX-MLD-CFAR (Maximum-Mean Level Detector) en présence d'un bord de clutter. Une intégration non-cohérente est utilisée pour des modèles de cibles Chi-carrées à $2K$ degrés de liberté. Dans [47], El Mashade a analysé les performances du détecteur TM-CFAR lorsqu'une intégration non-cohérente de plusieurs impulsions est utilisée pour une cible Chi-carrée de type Swerling II dans un environnement homogène. Dans ce cas, les niveaux du bruit locaux sont additionnés entre eux pour estimer le niveau du bruit global. En présence d'un bord de clutter et d'interférences, il, [48], a aussi proposé et étudié les performances du détecteur LCOS-CFAR (Linear Combination of Order Statistics) pour des cibles de type Swerling II. Laroussi et Barkat [49], ont déterminé une expression exacte de la probabilité de fausse alarme du détecteur ML-CFAR (Mean Level) d'une cible Chi-carrée à $2K$ degrés de liberté partiellement corrélée d'une impulsion à une autre et noyée dans un clutter Rayleigh partiellement corrélé d'une impulsion à une autre. Pour des systèmes à diversité temporelle utilisant les détecteurs OS-, CMLD-, et TM-CFAR, Laroussi et *al.* [50-52] ont déterminé, par la méthodes des résidus, des expressions exactes des probabilités de fausse alarme et de détection d'une cible à $2K$ degrés de liberté dont les retours d'écho sont partiellement corrélés d'une impulsion à une autre, en présence d'un bruit thermique complètement décorrélé.

Dans un contexte non-Gaussien, Detouche et *al.* [53] et Chabbi et *al.* [54] ont traité le problème de la censure automatique en présence d'un bord de clutter pour des clutter Log-normal et Weibull, respectivement. Les algorithmes de censure et de détection utilisent la technique d'intégration binaire (Binary Integration Technique, BIT) non-cohérente de plusieurs impulsions et le seuil adaptatif de Weber-Haykin.

1.2.3 Architectures Distribuées

Toujours dans l'objectif de booster la détection CFAR, un traitement décentralisé a été rapporté dans la littérature [55, 56]. A ce titre, dans [55], Barkat et Varshney ont mis au point une architecture décentralisée employant plusieurs détecteurs CA-CFAR. Dans ce système, une

décision locale est prise au niveau de chaque détecteur mais la décision globale est celle qui est obtenue au niveau du centre de fusion de données selon la règle de fusion ' k parmi L ', où L est le nombre de capteurs (radars). Dans [56], Trunk et *al.* ont réalisé une architecture CFAR constituée de deux canaux parallèles. Le premier utilise une détection CFAR conventionnelle, alors que le deuxième exploite un test statistique. Ce n'est qu'au niveau du centre de fusion que les deux décisions partielles sont combinées conformément à une règle de fusion 'AND'. Il est bien entendu que beaucoup d'autres exemples d'architectures distribuées existent dans la littérature radar [2].

1.2.4 Détecteurs CFAR pour des Cibles et Clutter Corrélés

Dans toutes les références suscitées, l'hypothèse de la corrélation du clutter et de la cible ont été ignorées. Toutefois, dans la réalité et pour des raisons liées essentiellement à l'électronique du système radar, les échantillons à l'entrée du récepteur radar peuvent être corrélés. Par conséquent, le fait de négliger, dans certaines applications, la corrélation de la cible et/ou du clutter peut engendrer une évaluation incorrecte des performances actuelles du système. Ainsi, pour des coefficients de corrélation connus *a priori* ou non, le but est de tenir compte de ce phénomène physique pour se rapprocher davantage de la réalité et par la même améliorer les performances globales du système. La corrélation du clutter ou de la cible peut être d'une cellule à une autre (corrélation spatiale) ou d'une impulsion à une autre (corrélation temporelle). Plusieurs méthodes non-adaptatives et adaptatives ont été investiguées dans la littérature [57-72].

Dans [57], Kanter a étudié la performance d'un détecteur basé sur l'intégration non-cohérente de plusieurs impulsions corrélées issues d'une cible Rayleigh à deux degrés de liberté ($K = 1$) en présence d'un bruit décorréolé aussi bien spatialement que temporellement. La corrélation complète et la décorrélation complète des échos de cible, produisant les modèles Swerling I et II, respectivement, ont été traitées comme des cas limites du coefficient de corrélation de la cible. Dans [58], Weiner s'est inspiré du travail de Kanter [57] pour des cibles Chi-carrées partiellement corrélées à quatre degrés de liberté ($K = 2$). Les cas limites de corrélation complète et décorrélation complète des échos de la cible représentent alors les modèles Swerling III et Swerling IV. Comme les travaux dans [57, 58] ont utilisé un seuil de détection fixe, il est admis que de tels détecteurs ne permettent pas de maintenir automatiquement un CFAR. Kim et Lee [59], et Han [60] ont alors exploité les résultats trouvés dans [57, 58] pour développer le détecteur GOS-CFAR (Generalized Order Statistics) et le détecteur OS-CFAR, respectivement, à seuils adaptatifs.

Le problème de la détection des échos de cibles partiellement corrélées d'une impulsion à une autre en présence des échos de clutter partiellement corrélé d'une impulsion à une autre a été

traité pour la première fois par Farina et Russo [61]. Dans ce cas, le modèle de la cible est un processus Gaussien et cohérent ayant une matrice de covariance connue. Ils ont proposé un détecteur lot (batch) et un détecteur récursif pour estimer la matrice de covariance du clutter. Sachant que les échantillons du clutter sont spatialement décorrélés, ils ont montré que le coefficient multiplicateur du seuil de la détection est indépendant du degré de corrélation des échantillons du clutter d'une impulsion à une autre pour un nombre de cellules de référence avoisinant dix. Considérant le cas des échos de cibles Rayleigh partiellement corrélées, l'idée de traiter séparément les échos de chaque impulsion émise pour aboutir à une décision globale dans les systèmes de détection CFAR distribués, a été introduite pour la première fois par Himonas et Barkat [62, 63]. Pour différentes architectures distribuées de détecteurs CFAR et à l'aide de la technique des systèmes à diversité temporelle, en référence aux systèmes multi-impulsions. Ils ont supposé que le clutter est spatialement et temporellement décorrélé. En effet, ils ont pu minimiser l'effet du coefficient de la corrélation partielle de la cible entre les impulsions des échos reçus, sur la probabilité de détection pour des environnements hétérogènes. Dans [62], ils ont proposé et étudié deux détecteurs CFAR pour des situations de cibles multiples. Ils ont étudié l'effet de la corrélation sur la performance du détecteur GCMLD-CFAR centralisé. Aussi, afin de minimiser l'effet du coefficient de la corrélation de la cible entre les impulsions reçues, le détecteur GCMLD-CFAR distribué avec fusion de données est proposé où les détecteurs individuels sont optimisés et deux règles de fusions intelligentes sont considérées. Ensuite dans [63], ils ont analysé et étudié le GTL-CMLD-CFAR distribué en présence d'un bord de clutter dans la fenêtre de référence. Ils ont montré qu'à travers un choix judicieux de la règle de fusion, ce détecteur devient peu sensible au degré de corrélation entre les échos des cibles. Ensuite, dans [64], ils ont montré que la probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR, en présence d'un clutter partiellement corrélé, est sensible aux changements dans les statistiques de la corrélation du clutter. Pour remédier à ce problème, ils ont proposé le détecteur GCA-CFAR (Generalized CA) qui utilise un estimateur de la matrice de covariance du clutter en plus de l'estimateur du niveau du clutter. Autrement dit, ce détecteur traite le problème de la détection adaptative CFAR de cible de type Swerling I noyées dans un clutter Rayleigh spatialement corrélé modélisé par un processus Markovien Gaussien du premier ordre. Dans [65], Al Hussaini et El Mashade ont analysé les performances des détecteurs CA- et OS-CFAR exploitants plusieurs balayages ou impulsions corrélés pour un modèle de cible fluctuante Rayleigh en présence des interférences.

Bucciarelli et *al.* [66] ont étudié le problème de la détection CFAR dans un clutter Gaussien composé avec une corrélation partielle de la texture. Dans le même contexte, dans [67], Watts a étudié les performances du détecteur CA-CFAR dans un clutter K-distribué spatialement corrélé.

Dans [68, 69], El Mashade a évalué les performances des détecteurs OS-, MX-OS- (Maximum-OS-) et MN-OS-CFAR (Minimum-OS-) et des détecteurs MLD- (Mean Level Detector), MX-MLD- et MN-MLD-CFAR, respectivement, dans des environnements Gaussiens homogène et hétérogènes en présence de cibles de type Swerling I pour plusieurs balayages corrélés. Il a supposé que chaque détecteur intègre plusieurs impulsions d'une manière non-cohérente. Ces impulsions sont prises comme la sortie du filtre indicateur de cible mobile (Moving Target Indicator, MTI). Etant donné que l'incorporation du MTI entraîne une corrélation du clutter et ce même si le signal d'entrée ne l'est pas, la technique de l'approche de blanchiment (Whitening Approach) est appliquée pour que les échantillons corrélés soient indépendants. Pour un MTI à deux impulsions, la matrice de covariance prend une forme simple qui peut être facilement diagonalisable. Dans [70], Gini et Greco ont examiné le problème de l'estimation de la matrice de covariance pour la détection adaptative CFAR dans un clutter Gaussien composé et corrélé à queue lourde avec des statistiques inconnues. A cet effet, un estimateur du maximum de vraisemblance approximatif (Approximate Maximum Likelihood, AML) est déterminé et comparé à l'estimateur du maximum de vraisemblance (ML).

Pour généraliser les travaux antérieurs, dans [71], Laroussi et Barkat ont introduit un modèle mathématique qui tient compte du cas général de la détection CFAR d'une cible Chi-carrée à $2K$ degrés de liberté partiellement corrélée d'une impulsion à une autre noyée dans un clutter Rayleigh partiellement corrélé d'une impulsion à une autre et ce en présence d'un bruit thermique Rayleigh décorrélé dans des situations de cibles multiples. Les matrices de covariances de la cible et du clutter sont supposées connues et elles sont modélisées par des processus Gaussiens et Markoviens de premier ordre. Ils ont proposé une généralisation des détecteurs à niveaux moyens conventionnels pour le cas de cibles Gaussiennes corrélées pour tous les modèles de fluctuation dans un clutter Gaussien corrélé. Ils ont montré que la probabilité de fausse alarme dépend du degré de corrélation d'une impulsion à une autre des échantillons de clutter. La probabilité de détection s'avère aussi sensible au degré de corrélation entre les échos de cibles et le degré de corrélation entre les échos de clutter. Les cas de Swerling I, II, III et IV sont traités comme des cas limites du modèle proposé. Pour les détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR [72], ils ont également trouvé des expressions exactes des probabilités de fausse alarme et de détection d'une cible Chi-carrée à $2K$ degrés de liberté, partiellement corrélée d'une impulsion à une autre et noyée dans un bruit thermique complètement décorrélé d'une impulsion à une autre. L'analyse est effectuée pour le système à diversité temporelle non-conventionnel (Non-Conventional Time Diversity System, NCTDS) et des situations de cibles multiples. Les résultats obtenus sont comparés aux performances de détection du système à diversité temporelle conventionnel (Conventional Time Diversity System, CTDS).

1.3 Motivation

Au regard de ce qui précède et particulièrement pour le cas d'un clutter non-Gaussien, certains travaux ont pu résoudre isolément le problème de la localisation automatique d'un bord de clutter et celui des cibles interférentes. Il n'en demeure pas moins que dans certaines situations réelles, nous sommes amenés à détecter des cibles quand ces deux hétérogénéités du clutter sont concomitantes. Nous remarquons que la détection de cibles Swerling noyées dans un clutter non-Gaussien et hétérogène devient laborieuse à cause de l'incapacité des détecteurs existant à localiser conjointement le bord de clutter et les interférences tous deux présents dans la fenêtre de référence. De plus, comme le clutter est non-stationnaire, à l'exception du détecteur non-paramétrique de Weber-Haykin, tous les autres détecteurs exigent l'estimation préalable et en temps réel des paramètres de forme et d'échelle Log-normale, Weibull, ou K, des clutter spatialement corrélés ou non. Par conséquent, la qualité de la détection devient tributaire de plusieurs facteurs importants, notamment le choix des estimateurs (ML ou BLU) et celui des algorithmes de censure CFCR et de détection CFAR. Une combinaison avisée est à même de produire des performances de détection supérieures ou à défaut égales à celles que produirait le détecteur à point(s) de censure fixe(s) équivalent. Nous entendons par détecteur à point(s) de censure fixe(s) équivalent, tout détecteur existant dont nous aurions exploité le seuil de détection, pour concevoir le détecteur CFCAR, qui exigerait la connaissance *a priori* de la position du bord de clutter et du nombre d'interférences se trouvant dans la fenêtre de référence. C'est dans cette optique que nous comptons résoudre le problème de la censure des échantillons indésirables en présence simultanée d'un bord de clutter et/ou des interférences pour améliorer les conditions de détection des cibles noyées dans des milieux non-Gaussiens.

1.4 Contributions

Pour un clutter non-Gaussien, dans notre Mémoire de Magister [73], nous avons traité la détection adaptative CFAR à censure automatique des interférences basée sur les statistiques d'ordre. En effet, pour des cas de clutter Log-normal et Weibull IID, nous nous sommes intéressés dans un premier temps à des détecteurs lesquels, au moyen des estimateurs ML, utilisent un seuil linéaire biparamétrique pour la censure automatique des interférences. Ensuite, nous avons analysé des détecteurs où la censure automatique de cibles interférentes utilise le seuil non-paramétrique de Weber-Haykin [20]. Ceci étant, nous avons fait une comparaison des deux techniques non-paramétrique et paramétrique. Notons que la stratégie utilisée pour la recherche des interférences dans la fenêtre de référence, dont les échantillons sont classés par ordre croissant, est basée sur l'hypothèse d'une population initiale homogène. Enfin, tous ces travaux ont été publiés dans [37-39].

Pour se rapprocher davantage de la réalité de la détection radar CFAR (Constant False Alarm Rate) relative à des cibles de type Swerling I ou II noyées dans un clutter non-Gaussien; Log-normal et Weibull, spatialement corrélé, nous nous proposons, dans cette Thèse de Doctorat en Sciences, de concevoir et d'analyser un processeur capable de censurer automatiquement les cellules indésirables dues à la présence d'un bord de clutter et/ou d'interférences. Pour cela, nous introduisons, d'abord, les techniques existantes permettant la génération de vecteurs aléatoires corrélés issus des distributions Normale, Log-normale et Weibull. Ainsi, pour un clutter Log-normal ou Weibull corrélé et sans aucune connaissance préalable de la position du bord de clutter et/ou du nombre et des positions des interférences dans la fenêtre de référence, le processeur mono-impulsion à censure bilatérale proposé; i.e., censure des échantillons indésirables de plus petites et de plus grandes puissances, est appelé DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased Constant False Censoring and Alarm Rates). Plus précisément, il est composé de deux algorithmes, l'un à vocation de censure CFCR (Constant False Censoring Rate) et l'autre à vocation de détection CFAR. La propriété CFCAR est garantie à travers l'utilisation, par les deux algorithmes de censure et de détection, d'un seuil adaptatif biparamétrique linéaire. A cet effet, une amplification logarithmique est introduite; les distributions Log-normale et Weibull sont réduites à des distributions Normale et Gumbel, respectivement. Les paramètres de ces dernières sont obtenus par le biais d'estimateurs BLU (BLUEs) connus pour être plus rapides que les estimateurs ML (Maximum Likelihood). Pour ce faire, les échantillons sont préalablement classés en ordre croissant. L'algorithme de censure automatique est basé sur le test d'hétérogénéité proposé dans [13]. Il commence le test par les deux plus petits échantillons. L'ensemble homogène sélectionné est ensuite utilisé par l'algorithme de détection pour estimer le niveau du clutter. Pour asseoir l'efficacité de la censure et de la détection de ce processeur, nous le comparons dans une pléiade de scénarios, à travers les simulations de Monte Carlo, d'une part, au détecteur BLU-CFAR [23, 24], i.e., à point(s) de censure fixe(s) et d'autre part, à divers détecteurs, existant dans la littérature, à censure automatique unilatérale [33, 35-37, 40, 43]. Enfin, notons que les travaux de cette Thèse ont été publiés dans [36, 40, 43, 44, 53, 54].

1.5 Organisation du Manuscrit

Au vu de l'importance de l'exposé de cette Thèse, nous avons articulé ce manuscrit autour de six chapitres :

Dans le chapitre 2, nous définissons d'abord les différents types de bruit et les modèles statistiques du clutter et de cibles. Enfin, nous rappelons la définition du détecteur d'enveloppe et les principes fondamentaux de la détection adaptative mono-impulsion CFAR et CFCAR.

Dans le chapitre 3, nous commençons par rappeler brièvement les définitions de quelques lois de distributions qui peuvent se manifester dans les systèmes de détection radar. Pour ce faire, nous nous intéressons particulièrement à celles que nous avons utilisées dans ce travail de recherche. Avant d'entamer la discussion sur la détection dans des clutter corrélés, nous rappelons aussi les définitions de la covariance, corrélation et indépendance statistique. Ainsi, à partir de la spécification des matrices de corrélation et des paramètres des distributions, nous détaillons les techniques de génération des vecteurs aléatoires corrélés Normal, Log-normal et Weibull. Enfin, nous rappelons les méthodes de factorisation d'une matrice symétrique définie positive nécessaires à la génération de tels vecteurs.

Le chapitre 4 s'inscrit dans la continuité des trois premiers et constitue notre contribution principale dans la détection CFAR. Ceci étant, nous proposons et analysons les performances du processeur DACBLU-CFCAR en présence d'une cible primaire de type Swerling I noyée dans un clutter non-Gaussien; Log-normal ou Weibull, spatialement corrélé. Pour se confiner dans un cas réel de détection radar, i.e., aucune connaissance *a priori* de l'homogénéité ou de l'hétérogénéité du clutter, nous développons l'algorithme CFCR préconisé pour la censure bilatérale des échantillons indésirables et celui de la détection CFAR de la cible primaire. Pour ce faire, nous montrons, à travers les simulations de Monte Carlo, l'effet des estimateurs des paramètres du clutter sur les seuils adaptatifs de censure et de détection du processeur DACBLU-CFCAR.

Le chapitre 5 est dévolu à l'évaluation, à travers des données synthétiques, des performances de censure bilatérale et de détection automatiques du processeur DACBLU-CFCAR. Nous nous intéressons à un clutter Log-normal ou Weibull spatialement corrélé, de paramètres d'échelle et de forme inconnus. Pour ce faire, nous effectuons une comparaison des performances de ce processeur avec celles du détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s) dans des cas d'une cible unique de type Swerling I et en présence d'un bord de clutter et/ou de cibles multiple. Enfin, pour le cas particulier d'un clutter IID et d'une censure unilatérale, nous comparons les performances du processeur DACBLU-CFCAR et celles des détecteurs trouvés dans la littérature radar.

Finalement, dans le chapitre 6, nous commençons par rappeler brièvement l'essentiel des travaux de cette Thèse. Puis, nous évoquons nos contributions et citons les principaux résultats obtenus. Enfin, nous recensons, sous forme de points, les perspectives et suggestions possibles pouvant servir d'extensions à ce travail de recherche.

Chapitre 2

Détection et Censure Automatiques

Résumé

Dans ce chapitre, nous définissons d'abord les différents types de bruit et les modèles statistiques du clutter et de cibles. Enfin, nous rappelons la définition du détecteur d'enveloppe et les principes fondamentaux de la détection adaptative mono-impulsion CFAR et CFCAR.

Sommaire

- 2.1 Introduction
- 2.2 Différents Types de Bruit
- 2.3 Modèles Statistiques du Clutter
- 2.4 Modèles Statistiques de Cibles
- 2.5 Détecteur d'Enveloppe
- 2.6 Principe de la Détection Adaptative CFAR
- 2.7 Principe de la Détection Adaptative CFCAR
- 2.8 Conclusion

2.1 Introduction

Le radar est conçu pour détecter automatiquement des cibles se trouvant dans son espace de surveillance. Après de multiples traitements, le signal échantillonné des échos reçus est stocké dans des registres à décalage. Cet échantillonnage en portée permet de générer, pour chaque cellule de portée, une décision binaire caractérisant la présence ou l'absence d'un écho de cible. A l'image de tout système de communication, le signal utile (écho de cible) est accompagné de bruit thermique et d'échos indésirables dus aux cibles interférentes et aux différentes réflexions de l'environnement (clutter). A partir du moment où le niveau de puissance des échos indésirables est inconnu, la détection s'effectue par comparaison du signal reçu à un seuil adaptatif. Ce seuil varie dynamiquement, selon la puissance locale au voisinage de la CST. Ce sont des cellules de portée adjacentes, appelées cellules de référence, situées de part et d'autre de la CST, qui servent à estimer le niveau moyen de la puissance locale. La détection adaptative utilise cet estimateur local en vue de maintenir une probabilité de fausse alarme constante; il s'agit des détecteurs CFAR. Nous avons rappelé dans le chapitre 1 que le détecteur CA-CFAR est considéré comme étant celui qui convient le mieux à tout milieu homogène [5]. Toutefois, la réalité montre que la condition d'homogénéité de l'environnement n'est pas toujours vérifiée. Ainsi, une famille de détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre (OS) a été proposée pour améliorer les performances de détection en milieux hétérogènes [14-24]. Cependant, ces détecteurs voient leurs performances de détection se dégrader énormément quand une connaissance *a priori* des discontinuités du clutter n'est pas rendue possible; i.e., détecteurs à point(s) de censure fixe(s). Dans de tels cas, l'idéal serait de pouvoir adapter ces détecteurs à toute hétérogénéité de l'environnement et ce en leurs changeant automatiquement, quand besoin, son ou ses points de censure et par la même ses performances de détection. Autrement dit, c'est l'objectif principal des techniques de censure automatique [25].

2.2 Différents Types de Bruit

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

de la cible primaire sur celle du clutter ou le rapport Signal-sur-Bruit (Signal-to-Noise Ratio, SNR) qui égal au rapport de la puissance du signal sur celle du bruit. Notons que plus le SCR ou le SNR est grand, plus le radar sépare efficacement une cible primaire du clutter ou bruit. Enfin, dans plusieurs applications radar, la puissance du clutter domine celle du bruit thermique; dans ce cas, le SNR est substitué par le SCR [1, 2, 4, 73-75].

2.2.1 Définition du Bruit Thermique

Le bruit thermique est une source interne de variations aléatoires du signal, que tous les composants électroniques génèrent de façon inhérente à différents degrés. Il apparaît typiquement comme constitué de variations aléatoires superposées au signal de la cible d'intérêt reçu par le radar. Plus la puissance du signal de la cible d'intérêt est faible, plus il est difficile de la discerner du bruit thermique, ceci est similaire à quelqu'un qui tenterait d'entendre un murmure près d'une route encombrée. Ainsi, les sources de bruit thermique les plus importunes apparaissent au niveau du récepteur et beaucoup d'efforts sont faits pour minimiser ces facteurs. Le facteur bruit doit être minimal. En effet, dans le cas des radars modernes, grâce aux hautes performances de leurs récepteurs, le bruit interne est inférieur ou égal au bruit de l'environnement extérieur [2-73].

2.2.2 Définition du Clutter

La détection radar est rarement effectuée dans des environnements composés de bruit thermique uniquement. Le fouillis (clutter) est un terme utilisé pour décrire tout objet situé de façon arbitraire dans l'espace surveillé par le radar et qui peut générer des échos indésirables qui peuvent perturber les opérations radar normales et rendre la détection de la cible d'intérêt très difficile. Les échos du clutter sont aléatoires, ayant des caractéristiques de bruit thermique semblable (thermal noise-like characteristics) car les composants individuels du clutter ou diffuseurs ont des amplitudes et des phases aléatoires. Dans de nombreux cas, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. De ce fait, la capacité du radar à détecter des cibles noyées dans un environnement où le clutter est de puissance très élevée dépend du SCR plutôt que du SNR. Le clutter peut être classé en deux catégories principales, à savoir le clutter de volume et clutter de surface [1, 2, 4, 74, 75].

a) Clutter de Volume

Le clutter de volume est généralement lié aux phénomènes atmosphériques. C'est pour cela, qu'il est également appelé clutter atmosphérique ou aéroporté. Il peut être plus prévisible que le clutter de surface. Il a habituellement une large taille et comprend la paille, pluie, oiseaux, insectes, etc.

Les performances de certains radars peuvent être affectées par la présence de particules météorologiques. Le clutter de pluie est plus facile à supprimer que celui de la paille, car les gouttes de pluie peuvent être de géométrie parfaitement sphérique. En basses fréquences, le clutter de volume n'a pas d'effet significatif, mais en hautes fréquences, il peut causer un masquage pour l'opérateur radar.

b) Clutter de Surface

Le clutter de surface change d'une zone à l'autre. Il comprend à la fois le clutter de mer et le clutter de terre. Le clutter de mer est produit par la surface irrégulière des vagues, tandis que le clutter de terre est plus difficile à quantifier et à classer que le clutter de mer et le clutter de volume car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. Le clutter de surface comprend les arbres, végétation, relief du terrain, structures artificielles, surface de mer, etc. Il est souvent appelé 'area clutter'. Il se manifeste dans les radars aéroportés, notamment, dans le mode de détection 'look-down'. Il est également une préoccupation majeure pour les radars basés à terre lors de la recherche de cibles à des angles d'incidence petits. Comme cela est illustré dans la Figure 2.1, l'angle d'incidence (ψ_g), est l'angle que fait la surface de la terre avec l'axe principal du faisceau.

Les trois facteurs qui influent sur la quantité du clutter dans le faisceau radar sont l'angle d'incidence (grazing angle), la rugosité de la surface et la longueur d'onde du radar. Typiquement, le coefficient de diffusion du clutter (clutter scattering coefficient), une grandeur qui est souvent exprimé en décibel (dB), est plus grand pour les petites longueurs d'ondes. La Figure 2.2 montre un croquis décrivant la dépendance du coefficient de diffusion du clutter sur l'angle d'incidence. Trois régions sont identifiées; la région à angle d'incidence petit, la région plate et la région à angle d'incidence grand.

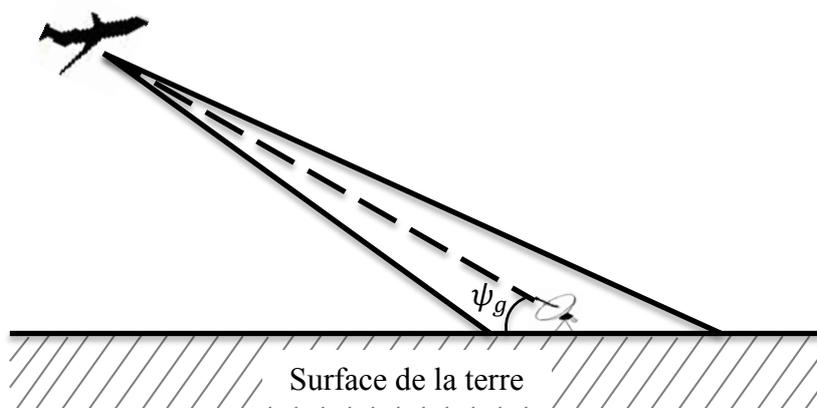


Figure 2.1 Définition de l'angle d'incidence.

D'autre part, le clutter peut être considéré comme homogène ou hétérogène, Figure 2.3. L'hétérogénéité est causée par la présence des bords de clutter ou celle des cibles interférentes ou alors par la présence des deux.

2.2.2.1 Clutter Homogène

Le clutter homogène ou uniforme décrit la situation d'un clutter stationnaire dans la fenêtre de référence, Figure 2.4. Dans ce cas, le clutter à une statistique uniforme, c'est à dire, les échantillons dans la fenêtre de référence sont supposés être issus de la même variable aléatoire et sont donc statistiquement indépendants et identiquement distribués (IID).

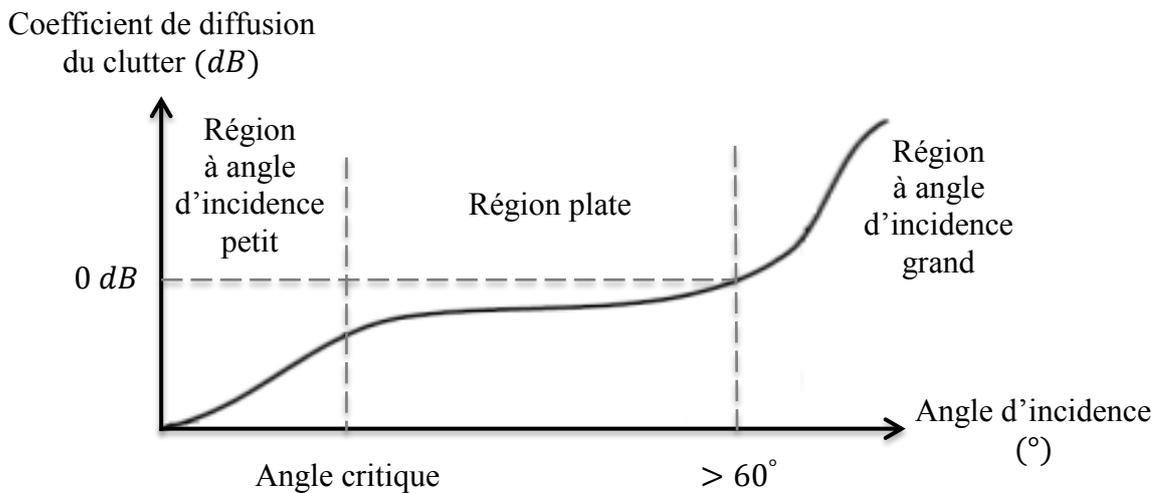


Figure 2.2 Régions de clutter.

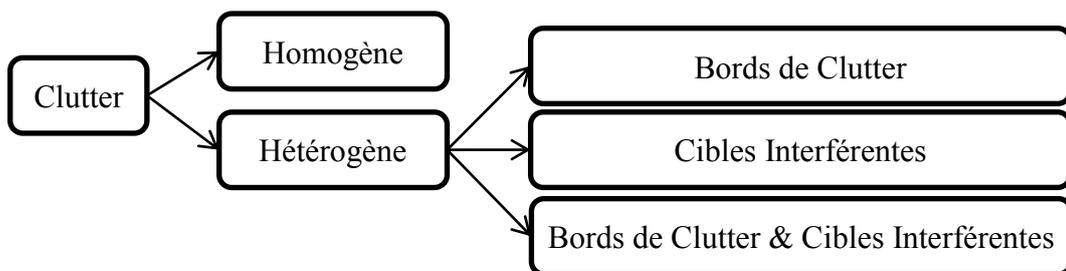


Figure 2.3 Différents types de clutter.

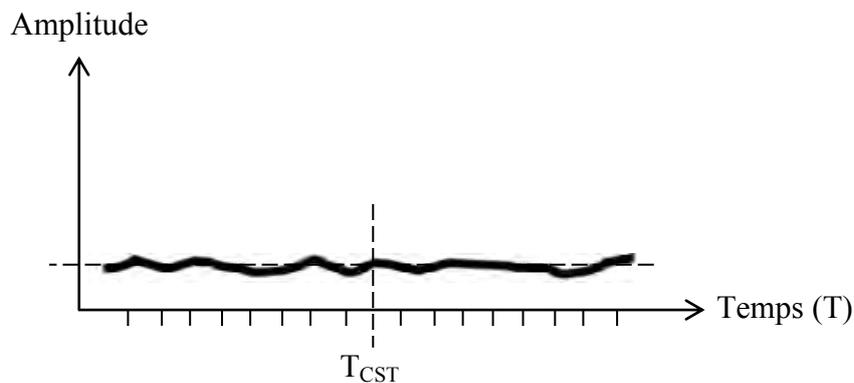


Figure 2.4 CST dans un environnement homogène.

2.2.2.2 Clutter Hétérogène

Lorsque la fenêtre de référence balaye l'environnement dans une direction donnée, différentes situations hétérogènes peuvent affecter la configuration des cellules de référence. Ces situations sont causées essentiellement par l'effet des bords de clutter et/ou par la présence des cibles interférentes au niveau de la fenêtre de référence. Dans ce cas, les hypothèses statistiques pour le cas d'un clutter homogène ne sont plus valides car les échantillons dans la fenêtre de référence ne sont plus identiquement distribués [1, 2, 73].

a) Présence du Bord de Clutter

Dans la détection radar, une transition entre deux milieux de natures différentes, telle que la transition d'un milieu terrestre vers un milieu maritime ou d'une zone claire vers une zone nuageuse ou inversement, produit un changement brusque dans la puissance du clutter. Cette transition est appelée bord de clutter. Il apparaît, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux régions adjacentes; une région de clutter de puissance faible et une région de clutter de puissance élevée. Comme nous l'avons déjà stipulé dans le chapitre 1, deux configurations du clutter peuvent être rencontrées. Dans la première, Figure 2.5, la CST peut se trouver dans une région où le clutter est de puissance faible alors qu'un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le clutter a une puissance plus élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme et de détection; ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect). Dans la deuxième, Figure 2.6, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la probabilité de fausse alarme; ce phénomène est connu sous le nom de effet de capture (capture effect).

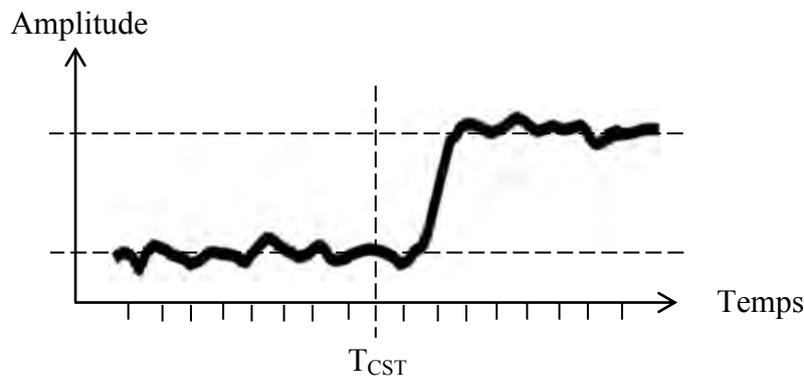


Figure 2.5 Présence du bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance faible.

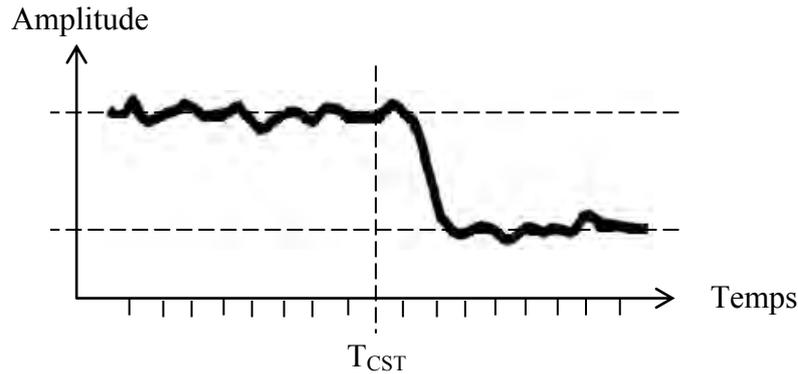


Figure 2.6 Présence du bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance élevée.

b) Présence des Cibles Interférentes

Des cibles interférentes, également appelées cibles secondaires ou interférences peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics. Elles peuvent se situer en aval et/ou en amont de la CST. Dans ce cas, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection se dégrade énormément. Ce phénomène que nous avons illustré en Figure 2.7, est aussi connu sous le nom de effet capture. La présence des interférences induit, quant à elle, un rapport de la puissance du signal sur la puissance de l'interférence (Signal-to-Interference Ratio, SIR) beaucoup plus grand que le SNR.

c) Présence du Bord de Clutter et des Cibles Interférentes

Les Figures 2.8 et 2.9 montrent une situation complexe dans laquelle il y a une mixture de tous les cas précédents. Ceci rend la détection extrêmement difficile et fait de ce modèle le cas le plus général que nous puissions rencontrer dans la détection radar.

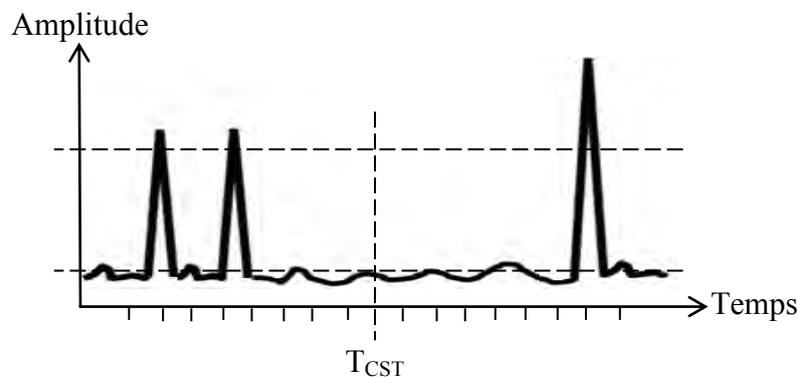


Figure 2.7 CST en présence des cibles interférentes.

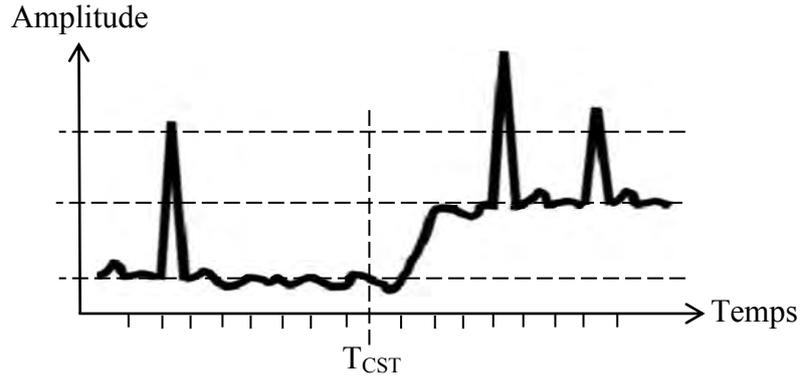


Figure 2.8 Présence des interférences et d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance faible.

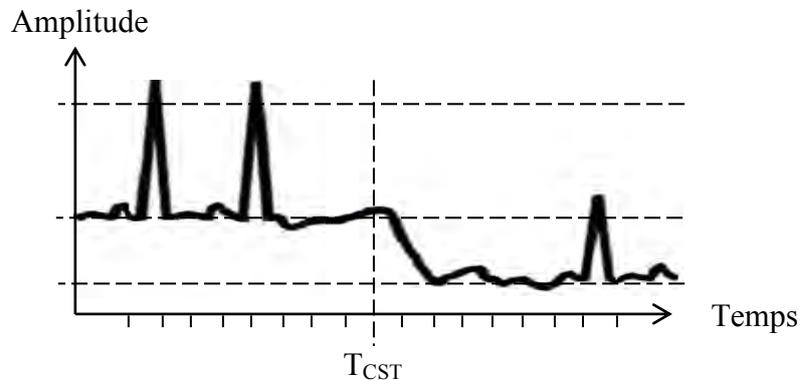


Figure 2.9 Présence des interférences et d'un bord de clutter avec la CST immergée dans la région de clutter de puissance élevée.

2.2.2.3 Clutter Corrélé

Il est important de savoir que le clutter peut être corrélé. Cette corrélation peut être d'une cellule à cellule ou spatiale comme elle peut être d'une impulsion à impulsion ou temporelle. Ainsi, nous disposons d'un clutter partiellement corrélé, complètement corrélé et complètement décorrélé. Ce dernier est le cas le plus cité dans la littérature radar. Notons qu'il peut arriver que certains récepteurs radars soient à l'origine d'une corrélation du clutter.

2.3 Modèles Statistiques du Clutter

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

0.5 microseconde. Si de plus la détection se fait à des angles d'incidences supérieures à cinq degrés (5°), le clutter peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, le clutter devient impulsif et donc l'utilisation d'un radar à haute résolution (High-Resolution Radar, HRR) s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à 0.5 microseconde). Dans ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée ou lourde que celle de la Gaussienne. Conséquemment, pour détecter des cibles dans ce type de clutter, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, les modèles statistiques pouvant suppléer à l'absence d'un clutter Gaussien sont les distributions à deux de paramètres, notamment Log-normale, Weibull, et K. Généralement, la distribution Weibull a été inspirée pour modéliser le clutter de terre car elle est plus proche des données réelles. D'autre part, la distribution K a été, principalement, utilisée pour modéliser le clutter de mer. Anastassopoulos et *al.* [76] ont montré que ces modèles de distributions sont des cas particuliers du modèle Gaussien composé [73, 74, 75, 77]. Le Tableau 2.1 résume quelques cas de clutter Gaussien et non-Gaussiens. Nous décrivons, dans le chapitre 3, les caractéristiques statistiques de quelques distributions dans le but de les utiliser dans ce manuscrit. Après avoir présenté les modèles statistiques du clutter, il convient maintenant d'exposer les modèles statistiques de cibles ponctuelles.

Tableau 2.1

Exemples de clutter Gaussien et non-Gaussiens.

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

2.4 Modèles Statistiques de Cibles

La cible est l'objet que nous voulons détecter. De ce fait, elle doit satisfaire deux conditions. Autrement dit, elle doit se situer au-dessus de l'horizon radar et doit pouvoir renvoyer un écho suffisamment puissant. La puissance du signal renvoyé par la cible dépend grandement de la largeur de celle-ci et de sa hauteur au-dessus de l'horizon radar. Ces facteurs ne sont cependant pas suffisants. En effet, une petite cible très réfléchissante peut fort bien renvoyer un écho supérieur à celui d'une cible plus importante mais dont le pouvoir de réflexion est faible. D'autre part, l'amplitude du signal renvoyé de la cible dépend de sa section équivalente radar (Radar Cross Section, RCS), grandeur désignant la zone de dispersion effective d'une cible telle que vue par le radar. Le moindre changement d'orientation de la cible et toutes les vibrations qu'elle peut subir, induisent le phénomène de variations du RCS appelées fluctuations. A cause des fluctuations des RCS des cibles observées, celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations des cibles. Par conséquent, la modélisation de la cible dépend du calcul de son RCS [25, 73, 75, 77, 78].

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

$$f(S) = \frac{1}{(k-1)!} \frac{k}{\bar{S}} \left(\frac{kS}{\bar{S}}\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (2.1)$$

où $S = A^2/2\sigma^2$ représente le RCS de la cible. Il est défini comme étant le rapport de la puissance du signal (A^2) sur celle du bruit ou clutter ($2\sigma^2$). \bar{S} , la moyenne de S , représente la surface équivalente moyenne du radar (Mean Radar Cross Section, MRCS). Le degré de liberté de la cible est donné par $k = \bar{S}^2/Var[S]$, où $Var[S]$ désigne la variance de S . De ce fait, les deux modèles de cibles ponctuelles considérés en théorie et bien confirmés par les expériences sont donnés ci-après [1].

Modèle I

Ce Modèle considère la cible comme étant un ensemble de plusieurs réflecteurs élémentaires indépendants mais de même taille. Les avions aéroportés en sont un exemple. Dans ce cas, le RCS d'une telle cible suit une distribution Rayleigh telle que sa pdf est déduite de l'équation (2.1) pour $k = 1$ tel que:

$$f(S) = \frac{1}{\bar{S}} \exp\left(-\frac{S}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (2.2)$$

Modèle II

Ce Modèle considère la cible comme étant un grand réflecteur constant dominant entouré par un certain nombre de petits réflecteurs indépendants. Les missiles en sont un exemple. Dans ce cas, le RCS d'une telle cible suit une distribution Rayleigh modifiée (one-dominant-plus Rayleigh) telle que sa pdf est déduite de l'équation (2.1) pour $k = 2$ tel que:

$$f(S) = \frac{4S}{\bar{S}^2} \exp\left(-\frac{2S}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (2.3)$$

Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde. Cependant, seuls les cibles sphériques ou les coins de réflecteurs, constitués d'objets extrêmement rétro-diffusants, vus sous un angle constant sont non-fluctuantes (RCS constant). D'autre part, notons que pour une même valeur de la probabilité de détection, les cibles non-fluctuantes requièrent un SCR (SNR) plus petit que celui requis par des cibles fluctuantes. De plus, pour les cibles fluctuantes, le SCR (SNR) est fonction du type de fluctuation. Pour étudier le signal renvoyé par la cible, il est nécessaire, dans plusieurs cas, de prendre en compte les mouvements de la cible sur sa trajectoire pendant le temps d'exposition de celle-ci dans la direction du faisceau maximal (Time On Target, TOT), c'est-à-dire pendant le temps d'un balayage. Un balayage ou scan indique une recherche complète d'une zone de surveillance par le faisceau principal de l'antenne du radar. Quand le faisceau principal de l'antenne croise une cible, le radar reçoit un groupe d'impulsions sous un angle de résolution de la zone de surveillance. Par conséquent, deux sortes de fluctuations sont considérées:

Cible Lentement Fluctuante

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

Cible Rapidement Fluctuante

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

Modèles de Cibles de Type Swerling

A partir des pdfs données par les équations (2.2) et (2.3) et des deux modèles de fluctuations suscités, Swerling a étudié et classifié les cibles ponctuelles en cinq modèles statistiques [79-80].

Swerling I ou SW I (scan to scan fluctuation)

Ce modèle s'applique à une cible lentement fluctuante, Figure 2.10.a. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (2.2).

Swerling II ou SW II (pulse to pulse fluctuation)

Ce modèle s'applique à une cible rapidement fluctuante, Figure 2.10.b. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (2.2).

Swerling III ou SW III (scan to scan fluctuation)

Ce modèle s'applique à une cible lentement fluctuante, Figure 2.10.c. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution one-dominant-plus Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (2.3).

Swerling IV ou SW IV (pulse to pulse fluctuation)

Ce modèle s'applique à une cible rapidement fluctuante, Figure 2.10.d. L'amplitude du signal réfléchi par cette cible est décrite par une distribution one-dominant-plus Rayleigh, telle que sa pdf est donnée par l'équation (2.3).

Swerling V ou SW V

Les cibles non-fluctuantes sont dites de type Swerling V ou Swerling 0, Figure 2.10.e. Dans ce cas, l'amplitude du signal renvoyé par la cible est inconnue mais non-fluctuante; i.e., le RCS de la cible est stationnaire.

Le Tableau 2.2 résume les différents modèles de cibles de Swerling.

Cibles Corrélées

Dans certaines applications, les cibles peuvent être considérées comme étant corrélées. Contrairement à la corrélation du clutter dont l'origine est parfois due au récepteur radar, la corrélation des cibles est due uniquement à la nature du RCS de la cible elle-même. Comme cas particulier, nous retrouvons des cibles complètement corrélées (Swerling I et III) et celles qui

sont complètement décorrélées (Swerling II et IV). Comme notre travail de recherche considère uniquement des détecteurs mono-impulsion, dans ce cas les modèles de cibles Swerling I et II deviennent identiques.

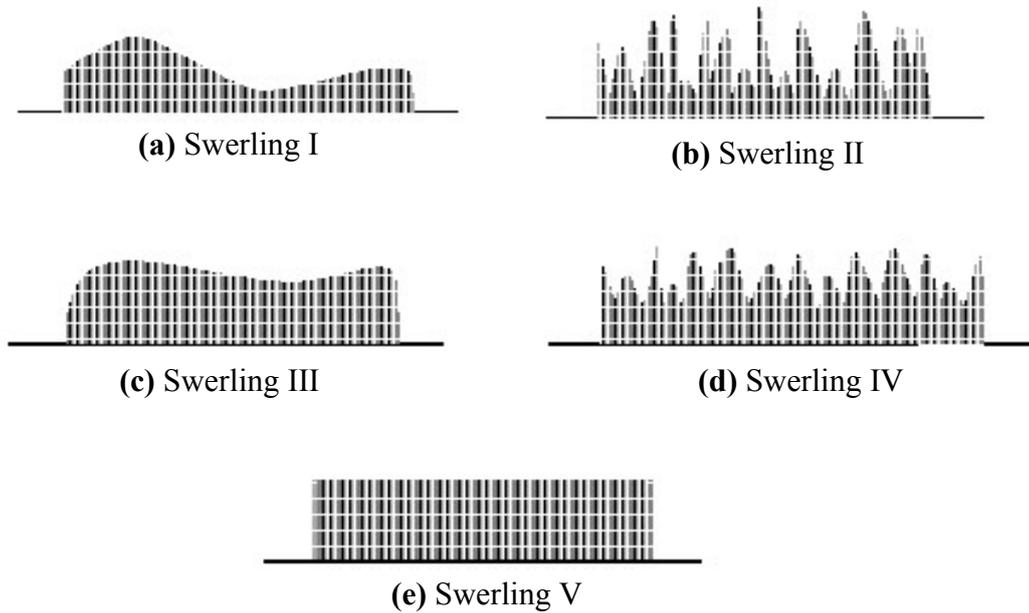


Figure 2.10 Echos radar des cibles Swerling.

Tableau 2.2
Modèles de cibles de type Swerling.

| Modèles de Cibles | K | Taux de Fluctuation | Type de Fluctuation | | Corrélation | Modélisation du RCS de la Cible (Distribution) |
|-------------------|----------|---------------------|---------------------|-----------------------|------------------------|--|
| | | | Balayage-à-Balayage | Impulsion-à-Impulsion | | |
| SW I | 1 | Lent | ✓ | | Corrélation Complète | Rayleigh |
| SW II | | Rapide | | ✓ | Décorrélation Complète | |
| SW III | 2 | Lent | ✓ | | Corrélation Complète | One-dominant-plus Rayleigh |
| SW IV | | Rapide | | ✓ | Décorrélation Complète | |
| SW V ou SW 0 | ∞ | / | Non-fluctuante | | / | / |

2.5 Détecteur d'Enveloppe

La détection d'enveloppe ou la transposition en vidéofréquence, Figure 2.11, a pour fonction de restituer l'enveloppe du signal de fréquence moyenne et d'amplitude crête variable. Soit $r(t)$ le signal reçu et f_i sa fréquence porteuse. Le signal reçu est échantillonné et traité par deux canaux l'un en phase (in-phase) et l'autre en quadrature de phase (quadrature phase). Il existe deux types de détecteurs d'enveloppes; notamment, le détecteur d'enveloppe quadratique (DEQ), Figure 2.12, et le détecteur d'enveloppe linéaire (DEL), Figure 2.13. A titre d'exemple, si le clutter est Gaussien à l'entrée du DEQ, il devient, Exponentiel à la sortie de ce détecteur. Par contre, dans le cas où le DEQ est remplacé par un DEL, si le clutter est Gaussien à l'entrée du DEL, il devient Rayleigh à la sortie de celui-ci. Par ailleurs, si le clutter est Weibull à l'entrée du DEL avec des paramètres d'échelle (α) et de forme (β), il le sera à la sortie de ce détecteur avec les mêmes paramètres. Par contre, si le DEL est remplacé par un DEQ, dans ce cas, si le clutter est Weibull de paramètres d'échelle (α) et de forme (β) à l'entrée du DEQ alors, le clutter à la sortie de ce détecteur sera Weibull de paramètres d'échelle (α^2) et de forme ($\beta/2$) [2, 78].

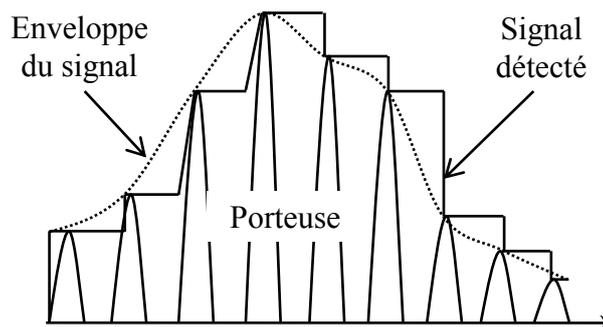


Figure 2.11 Signal obtenu par détection d'enveloppe.

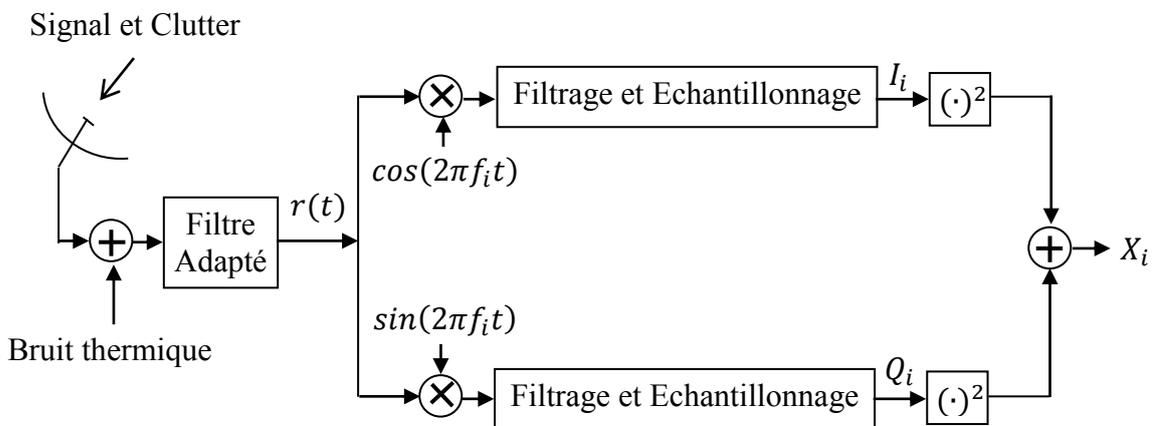


Figure 2.12 Détecteur d'enveloppe quadratique.

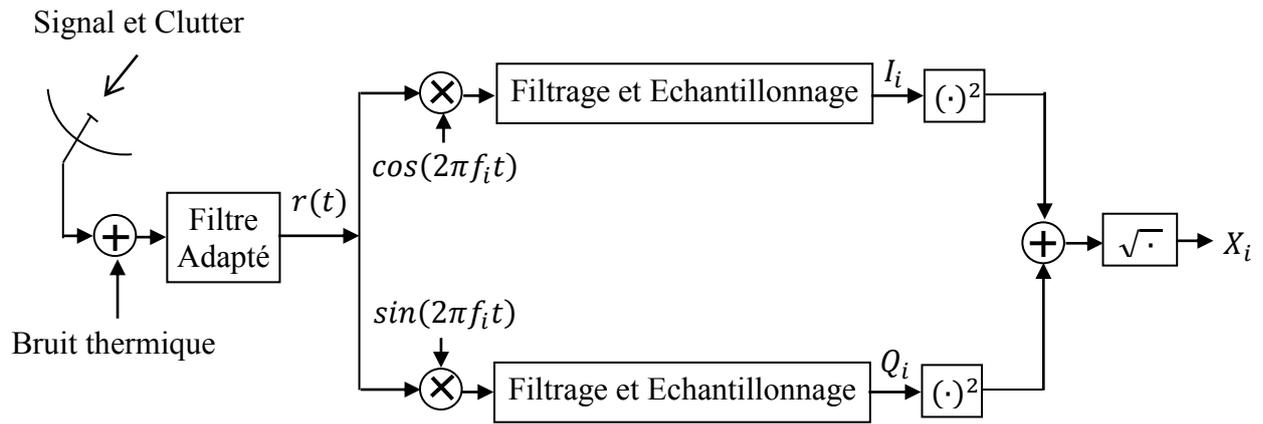


Figure 2.13 Détecteur d'enveloppe linéaire.

2.6 Principe de la Détection Adaptative CFAR

Dans les systèmes radar, la détection est dite automatique si la décision de la présence ou de l'absence d'une cible d'intérêt est prise par un dispositif purement physique, sans interposition humaine directe. La qualité de la détection de la cible d'intérêt est affectée par la présence du bruit thermique et/ou du clutter homogène ou hétérogène avec des puissances inconnues. Dans le cas d'un clutter hétérogène, qui a généralement des puissances inconnues, le choix d'un seuil de détection fixe conduit à une augmentation intolérable du nombre de fausse alarme pouvant causer la saturation de l'opérateur humain ou de l'ordinateur. Afin de palier à ce problème, des techniques de seuillage adaptatif sont utilisées. Comme cela est illustré dans la Figure 2.14, le seuil de détection s'adapte localement aux variations du clutter et assure un taux de fausse alarme constant (CFAR). Par conséquent, le problème auquel se confrontent les systèmes de détection radar est celui de la détection automatique d'une cible d'intérêt dans un environnement non-stationnaire avec une probabilité de fausse alarme (P_{fa}) constante désirée, une portée maximale (D_{Max}) donnée, ainsi qu'une probabilité de détection (P_d) élevée [74, 75, 77]. Notons, à ce stade, que pour chaque fréquence Doppler ou canal Doppler et chaque direction en azimut, Figure 2.15, la portée en distance est divisée en plusieurs centaines de cellules. Le contenu de chaque cellule est obtenu en échantillonnant le signal reçu à la sortie du détecteur d'enveloppe. Les échantillons ainsi obtenus sont stockés dans un registre à décalage formant ainsi les cellules de référence. Les tests de détection dans chaque cellule utilisent une fenêtre de référence de N cellules adjacentes à la CST et dont le nombre est assez réduit pour des raisons de temps de calcul et de stationnarité local du clutter. Elles permettent de fournir une estimation locale du niveau du bruit total. Ainsi, le glissement de cette fenêtre le long des cellules de référence permet de couvrir toute la portée radar. Afin d'éviter tout débordement d'énergie du signal à partir de la CST dans les cellules de référence directement adjacentes (généralement une ou deux de chaque côté de la CST), ce qui

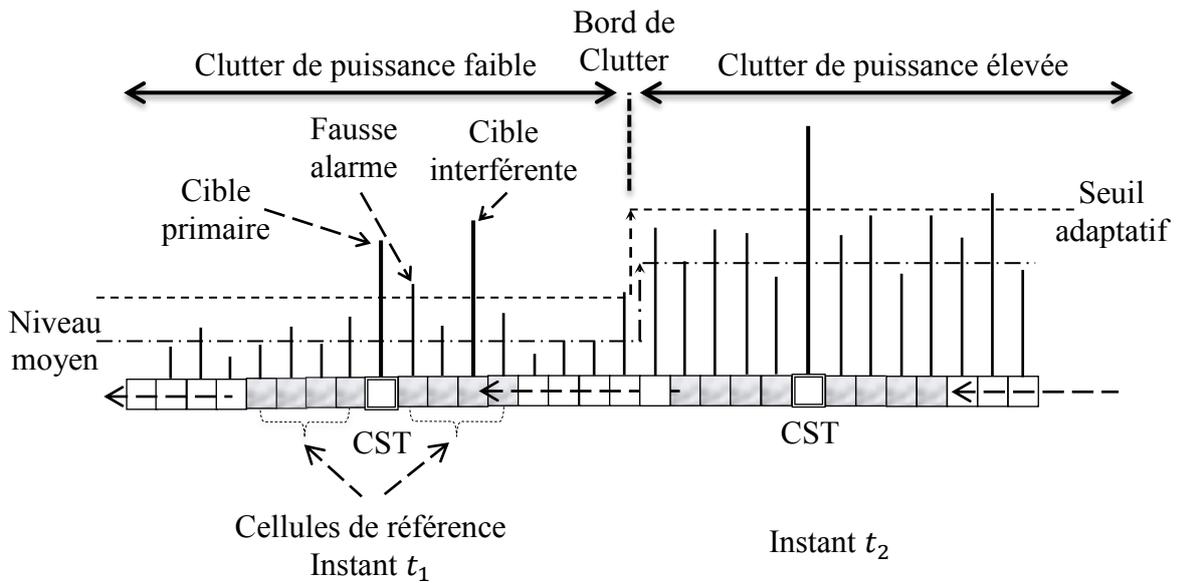


Figure 2.14 Seuil adaptatif dans un environnement hétérogène.

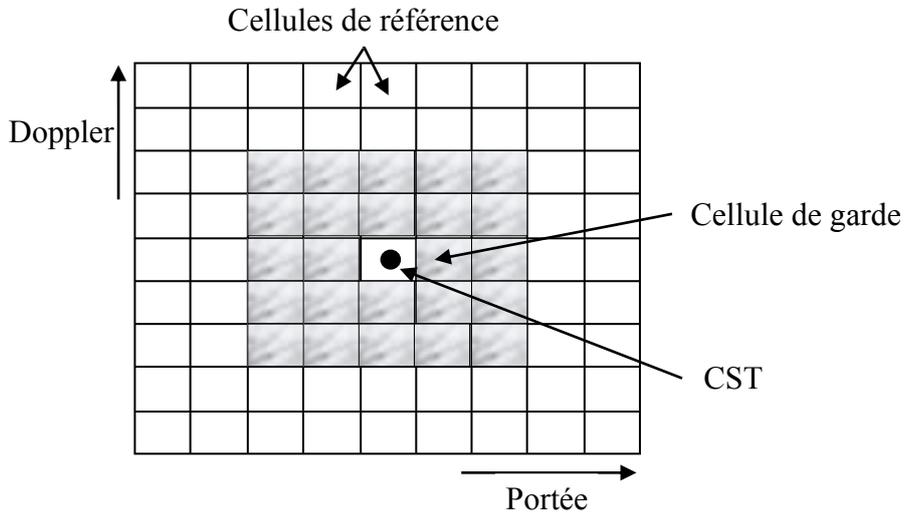


Figure 2.15 Matrice distance-vitesse d'un radar Doppler à impulsions.

peut dénaturer l'estimation de la puissance du clutter, ces cellules dites de garde, sont tout ignorées lors de l'estimation du seuil de détection.

La détection CFAR est un algorithme de traitement numérique du signal ou un processus qui permet de déclarer une cible d'intérêt présente ou absente tout en maintenant un taux de fausse alarme constant et très faible. La Figure 2.16 donne le schéma synoptique général d'un détecteur CFAR. Son principe est basé sur une prise de décision binaire. En effet, cette prise de décision a lieu en comparant le contenu de la CST, X_0 , avec un seuil de détection adaptatif, noté $T_{g_{N,m_1,m_2}}$, en présence du bruit thermique et/ou du clutter dans les cellules de référence, $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$, où T désigne le vecteur transpose. Dans la théorie de la décision statistique, il s'agit de choisir entre deux hypothèses statistiques: H_0 pour l'hypothèse nulle

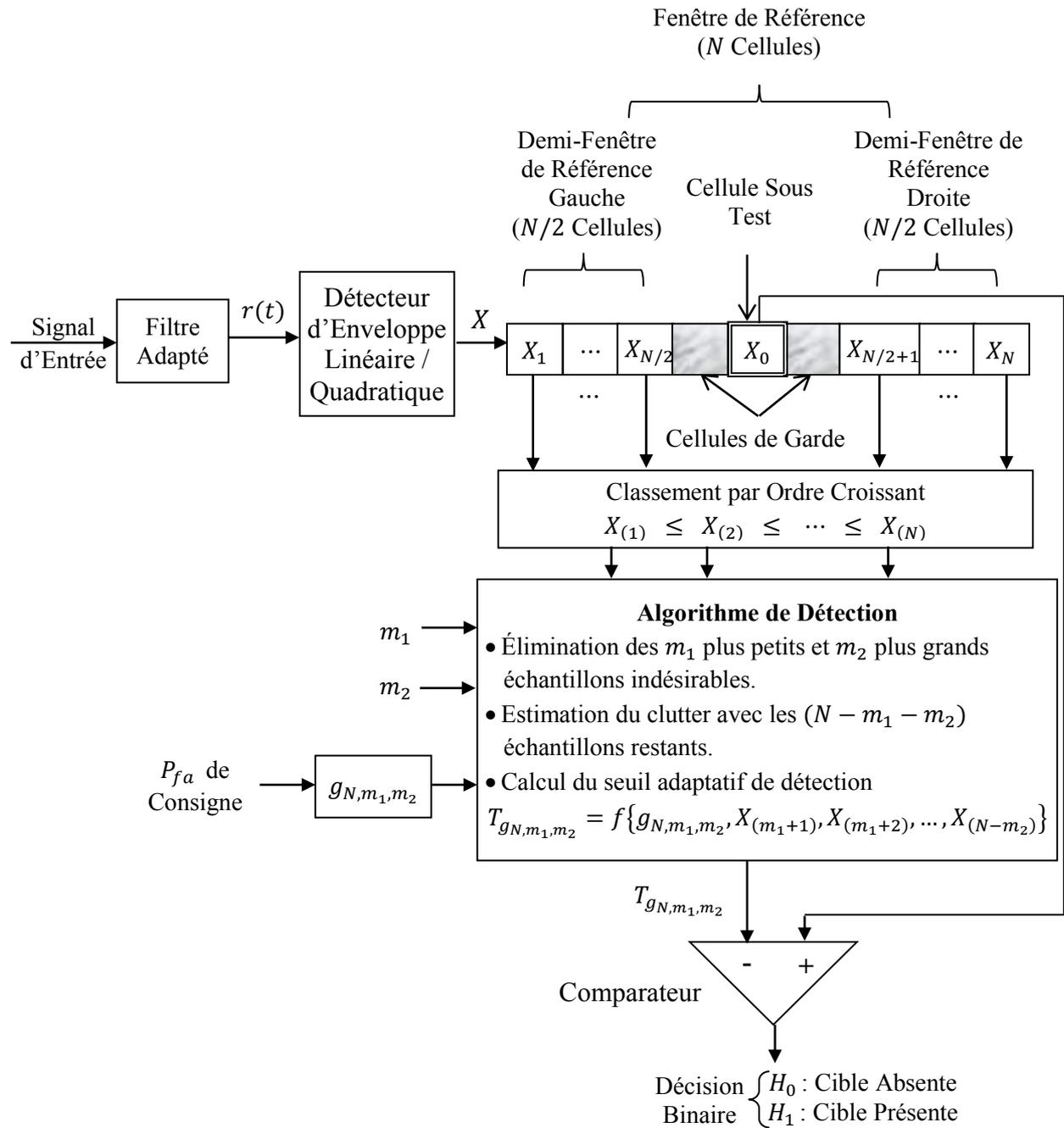


Figure 2.16 Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR.

(absence de la cible d'intérêt) et H_1 pour l'hypothèse alternative (présence de la cible d'intérêt). La règle de décision la plus utilisée est celle du critère de Neyman-Pearson, qui exige la connaissance *a priori* des distributions du bruit thermique et/ou du clutter et de la cible. Le choix de la forme mathématique du seuil de détection adaptatif $T_{g_{N,m_1,m_2}}$ représente la principale différence entre les divers détecteurs CFAR proposés dans la littérature radar. Il est connu que la classe des détecteurs à niveau moyen est celle qui convient le mieux aux environnements

homogènes. Cependant, la présence d'hétérogénéités dans le clutter dégrade considérablement leurs performances de détection. Pour cela, comme nous l'avons stipulé dans l'état de l'art, plusieurs travaux de recherche tiennent compte des changements dans le clutter. A ce titre, pour améliorer les performances de la détection dans des environnements hétérogènes, les détecteurs CFAR à points de censure fixes ont été introduits pour éliminer les effets de masque et de capture. Cette classe de détecteurs est basée, généralement, sur les statistiques d'ordre des échantillons reçus. Dans ce cas, les N échantillons dans les cellules de référence sont d'abord classés par ordre croissant de leurs amplitudes, puis ceux qui sont catégorisés 'indésirables'; i.e., les m_1 plus petits et les m_2 plus grands sont éliminés. Les $(N - m_1 - m_2)$ échantillons restants sont alors utilisés pour estimer le niveau du clutter et donc le seuil $T_{g_{N,m_1,m_2}}$ en fonction du coefficient de détection g_{N,m_1,m_2} qui est obtenu de façon à maintenir une probabilité de fausse alarme désirée. Rappelons que les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre à points de censure fixes ne donnent de bonnes performances que si les points de censure sont connus *a priori*. Cependant, dans la majorité des applications radar, ce n'est pas toujours le cas. En conséquence, les performances des détecteurs à points de censure fixes sont sérieusement altérées par le moindre changement dans le clutter. Il est très important aussi de noter que quelques détecteurs CFAR nécessitent l'introduction d'un amplificateur logarithmique après le détecteur d'enveloppe pour transformer la distribution d'entrée en une distribution dont les mathématiques sont plus simples.

2.7 Principe de la Détection Adaptative CFCAR

Lorsqu'aucune connaissance *a priori* n'est pas disponible au sujet de la position du bord de clutter et/ou le nombre des interférences pouvant être contenus dans la fenêtre de référence, les techniques de censure automatique, Figure 2.17, ont beaucoup contribué dans l'amélioration des performances des systèmes de détection radar. A ce titre, l'algorithme de censure automatique doit, non seulement, déterminer les estimateurs \hat{m}_1 et \hat{m}_2 de m_1 et m_2 , respectivement, mais aussi maintenir constante la probabilité de fausse censure (P_{fc}) désirée, garantissant un taux de fausse censure constant (Constant False Censoring Rate, CFCR) à l'aide du coefficient de censure $\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. De plus, l'algorithme de détection doit aussi garantir la propriété CFAR. En définitive, nous devons avoir un détecteur basé sur un algorithme de censure automatique (CFCR) et un algorithme de détection automatique (CFAR); i.e. un processeur CFCAR [13, 25-41, 43, 44, 53, 54, 73].

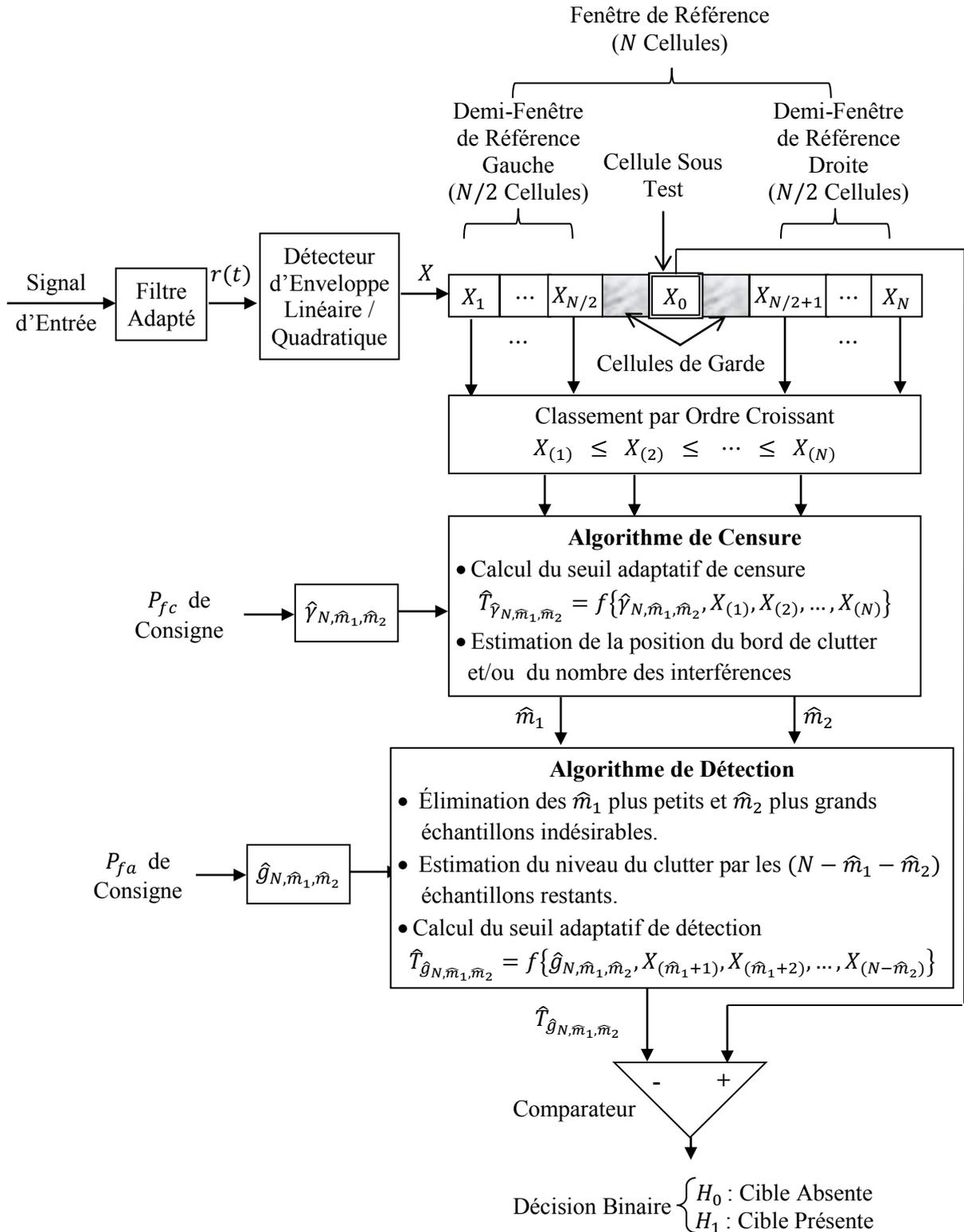


Figure 2.17 Schéma synoptique général d'un détecteur CFCAR.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu que la détection adaptative CFAR constitue l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes. Pour ce faire, nous avons introduit, en premier lieu, les différents types de bruit. Ensuite, afin qu'il n'y ait aucune confusion possible, nous avons exposé les modèles statistiques de clutter et de cibles utilisés dans la détection radar. Par ailleurs, nous avons repris succinctement les définitions des détecteurs d'enveloppes linéaire et quadratique. Finalement, nous avons expliqué les principes fondamentaux de la détection adaptative CFAR et CFCAR.

Chapitre 3

Génération des Vecteurs Aléatoires Corrélés

Résumé

Dans ce chapitre, nous commençons par rappeler brièvement les définitions de quelques lois de distributions qui peuvent se manifester dans les systèmes de détection radar. Pour ce faire, nous nous intéressons particulièrement à celles que nous avons utilisées dans ce travail de recherche. Avant d'entamer la discussion sur la détection dans des clutter corrélés, nous rappelons aussi les définitions de la covariance, corrélation et indépendance statistique. Ainsi, à partir de la spécification des matrices de corrélation et des paramètres des distributions, nous détaillons les techniques de génération des vecteurs aléatoires corrélés Normal, Log-normal et Weibull. Enfin, nous rappelons les méthodes de factorisation d'une matrice symétrique définie positive nécessaires à la génération de tels vecteurs.

Sommaire

3.1 Introduction

3.2 Rappels sur Quelques Lois de Distributions

3.3 Covariance, Corrélation et Indépendance Statistique

3.4 Génération des Vecteurs Aléatoires Corrélés

3.5 Factorisation d'une Matrice Symétrique Définie Positive

3.6 Conclusion

3.1 Introduction

Pendant plusieurs années, le modèle de clutter a été emprunté de celui de la distribution Gaussienne. Avec l'avènement des systèmes radar à haute résolution ou HRR, la résolution en distance a atteint des proportions très petites (en dessous de 15 m en bande K) par rapport à celle des systèmes radar à basse résolution ou LRR (300 m en bande S). Dans ce type de systèmes HRR, la distribution qui modélise le clutter présente une queue plus étalée (heavy tail) que celle de la Gaussienne. Plus précisément, si le modèle Gaussien est utilisé dans un système HRR, la probabilité de fausse alarme se voit significativement altérée. Ces mutations technologiques ont contraint les chercheurs à explorer l'usage de modèles de clutter non-Gaussiens dans les détecteurs CFAR. Par ailleurs, la pratique a montré que les caractéristiques des modèles statistiques rencontrés répondent à celles des distributions biparamétriques Log-normale, Weibull et K. De plus, comme nous l'avons déjà évoqué dans le chapitre 2, ces lois de distributions non-Gaussiennes sont utilisées pour modéliser le clutter de mer et de terre. Enfin, notons que dans le cas des détecteurs mono-impulsion que nous investiguerons dans le cadre de ce travail de recherche, il s'agira de combiner ces distributions non-Gaussiennes avec celle de Rayleigh qui modélise des cibles ponctuelles de types Swerling I et II.

Un autre facteur important susceptible de déréguler la probabilité de fausse alarme dans les détecteurs CFAR est l'occultation de l'effet de la corrélation spatiale (d'une cellule à l'autre) dans le cas des détecteurs mono-impulsion et/ou corrélation temporelle (d'une impulsion à l'autre) dans le cas des détecteurs multi-impulsions. Par conséquent, cet aspect doit aussi être pris en compte. Notons que l'évaluation des performances de détection est souvent impossible par des moyens analytiques. La simulation par ordinateur semble être la seule issue pour obtenir des résultats quantitatifs. La simulation par ordinateur exige l'utilisation des techniques d'échantillonnage pour générer des vecteurs aléatoires avec des matrices de corrélations désirées et des paramètres spécifiés. Dans cette optique, nous rappelons également dans ce chapitre les meilleures techniques de génération des vecteurs corrélés Normal, Log-normal et Weibull dont le but de les utiliser dans ce travail de recherche pour améliorer les performances de la détection.

3.2 Rappels sur Quelques Lois de Distributions

Dans cette section, nous introduisons les définitions des distributions que nous avons utilisées dans cette Thèse. A ce titre, pour une variable aléatoire réelle continue, nous rappelons quelques fonctions de densités de probabilités, leurs fonctions de distributions et leurs moments d'ordre n .

Soit X une variable aléatoire continue. Sa fonction de répartition $F_X(x)$, aussi appelée fonction de distribution ou fonction de densité cumulative (cumulative density function, cdf), définie sur l'intervalle $[0, 1]$ est donnée par [1, 4, 81, 82]:

$$F_X(x) = \text{Prob}(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f_X(u) du \quad (3.1)$$

où Prob désigne la probabilité et $f_X(x)$ la fonction de densité de probabilité (pdf) de X qui doit satisfaire :

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1, \quad \text{avec} \quad f_X(x) \geq 0 \quad (3.2)$$

Rappelons que $f_X(x)$ peut être obtenue directement à partir de $F_X(x)$ en prenant simplement sa dérivée.

$$f_X(x) = \frac{d}{dx} F_X(x) \quad (3.3)$$

Un autre concept important dans la théorie des probabilités et des statistiques est l'espérance mathématique, notée $E[\cdot]$. Pour cela, le moment d'ordre n ($n \in \mathbb{N}^*$) de la variable aléatoire continue X est un indicateur de la dispersion de cette variable autour de l'origine. Il est défini par:

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

Le moment d'ordre un de X est déduit de (3.4) pour $n = 1$. Il représente la valeur moyenne de X , notée $E[X]$. En raison de son importance, le moment d'ordre deux de X est également déduit de (3.4) pour $n = 2$. Il représente la puissance moyenne de X , notée $E[X^2]$. Une autre mesure d'égale importance est le 'moment central autour de la moyenne' appelée variance et notée $\text{Var}(X)$, et est définie par:

$$\text{Var}(X) = E[(X - E[X])^2] = E[X^2] - E^2[X] \quad (3.5)$$

La racine carrée de $\text{Var}(X)$ est appelée écart type.

3.2.1 Distribution Echelle-Position

Dans la théorie des probabilités statistiques, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ est dite de type Echelle-Position (Location-Scale, LS) et notée $X \sim LS(a, b)$, de paramètres de position (location) a et d'échelle (scale) b , si sa cdf est membre de la famille LS; c'est-à-dire, sa cdf doit vérifier [83-84]:

$$F_X(x) = F_{X_0}\left(\frac{x-a}{b}\right), \quad a \in \mathcal{R} \quad \text{et} \quad b \in \mathcal{R}^+ \quad (3.6)$$

où $F_{X_0}(\cdot)$ est la cdf de la variable aléatoire standard X_0 , pour laquelle $a = 0$ et $b = 1$. Comme les distributions Log-normale, Weibull, et K ne sont pas membres de la famille LS, nous devons utiliser

un amplificateur logarithmique dans la chaîne de réception pour qu'elles soient transformées, respectivement, en des distributions Normale, Gumbel et Log-K.

3.2.2 Distribution Uniforme

La distribution uniforme est celle qui modélise le mieux les phénomènes continus uniformément répartis sur un intervalle donné. Une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ suit une distribution uniforme sur l'intervalle $[a, b] \subset \mathcal{R}$, notée $X \sim U([a, b])$, si sa pdf vérifie [81, 82, 85]:

$$f_X(x) = \frac{1}{b-a}, \quad a \leq x \leq b \quad (3.7)$$

Sa cdf est définie par:

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & x > b \end{cases} \quad (3.8)$$

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

$$E[X^n] = \frac{b^{n+1} - a^{n+1}}{(n+1)(b-a)} \quad (3.9)$$

Enfin, nous pouvons déduire, équation (3.9), les expressions respectives de sa moyenne, puissance moyenne et variance comme suit:

$$E[X] = \frac{1}{2}(a + b) \quad (3.10)$$

$$E[X^2] = \frac{1}{3}(a^2 + ab + b^2) \quad (3.11)$$

$$Var(X) = \frac{1}{12}(b - a)^2 \quad (3.12)$$

3.2.3 Distribution Gaussienne

La distribution Gaussienne ou de Laplace-Gauss, communément appelée Normale, est une famille importante et très utile de distributions de probabilités de variables aléatoires continues. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ suit une distribution Gaussienne à deux paramètres μ et σ , notée $X \sim N(\mu, \sigma)$, si sa pdf s'écrit [81, 82, 85,86]:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad \mu \in \mathcal{R} \text{ et } \sigma \in \mathcal{R}^+ \quad (3.13)$$

où μ , la moyenne de X , représente le paramètre de position et σ , l'écart type de X , représente le paramètre d'échelle. σ mesure la dispersion de X autour de μ . Nous disons que la distribution Normale est centrée si $\mu = 0$. Elle est dite réduite si $\sigma = 1$. Donc, la distribution Normale centrée

réduite, appelée aussi distribution Normale standard, est obtenue pour $\mu = 0$ et $\sigma = 1$. Noter que, si la variable aléatoire X suit une distribution Normale standard, notée $X \sim N(0, 1)$, alors la variable aléatoire $Y = \sigma X + \mu$ suit une distribution Normale de paramètres μ et σ , notée $Y \sim N(\mu, \sigma)$.

Sa cdf est donnée par:

$$F_X(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right] \quad (3.14)$$

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

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x \exp(-u^2) du \quad (3.15)$$

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

$$E[X^n] = n! \sum_{i=0}^k \frac{\mu^{n-2i} \sigma^{2i}}{2^i i! (n-2i)!} \quad (3.16)$$

où

$$k = \begin{cases} n/2 & \text{pour } n \text{ pair} \\ (n-1)/2 & \text{pour } n \text{ impair} \end{cases} \quad (3.17)$$

Donc, les expressions de sa moyenne, puissance moyenne et variance sont données, respectivement, par:

$$E[X] = \mu \quad (3.18)$$

$$E[X^2] = \mu^2 + \sigma^2 \quad (3.19)$$

$$\operatorname{Var}(X) = \sigma^2 \quad (3.20)$$

3.2.4 Distribution Log-normale

La distribution Log-normale, parfois appelée distribution de Galton, Gibrat, McAlister ou Cobb-Douglas, a été développée dans le but d'être appliquée dans une grande variété de situations réelles telles que la modélisation de clutter de surface à angle d'incidence petit et de radars à haute résolution. C'est une distribution dont le logarithme est normalement distribué. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}_+^*$ suit une distribution Log-normale à deux paramètres μ et σ , notée $X \sim LN(\mu, \sigma)$, si sa pdf s'écrit [81-85]:

$$f_X(x) = \frac{1}{x \sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{[\operatorname{Ln}(x) - \mu]^2}{2\sigma^2} \right], \quad \mu \in \mathcal{R} \text{ et } \sigma \in \mathcal{R}^+ \quad (3.21)$$

où Ln est le logarithme Népérien, μ , la moyenne de $\operatorname{Ln}(x)$, représente le paramètre d'échelle et σ , l'écart type de $\operatorname{Ln}(x)$, représente le paramètre de forme (shape). La distribution Log-normale standard est obtenue pour $\mu = 0$, i.e., $X \sim LN(0, \sigma)$. Des investigations sur les données réelles du clutter ont montrés que $\sigma \in [0.355, 1.147]$ [24].

Sa cdf s'écrit:

$$F_X(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right] \quad (3.22)$$

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

$$E[X^n] = \exp \left(n\mu + \frac{n^2}{2} \sigma^2 \right) \quad (3.23)$$

Donc, les expressions de sa moyenne, puissance moyenne et variance sont données, respectivement, par:

$$E[X] = \exp \left(\mu + \frac{\sigma^2}{2} \right) \quad (3.24)$$

$$E[X^2] = \exp[2(\mu + \sigma^2)] \quad (3.25)$$

$$\operatorname{Var}(X) = [\exp(\sigma^2) - 1] \exp(2\mu + \sigma^2) \quad (3.26)$$

Lien entre la distribution Log-normale et la distribution Normale

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

3.2.5 Distribution Exponentielle

La distribution Exponentielle est un cas particulier de la famille des distributions Gamma. Une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}^+$ suit une distribution Exponentielle de paramètre σ , notée $X \sim \mathcal{E}(\sigma)$, si sa pdf est donnée par [82, 85, 86]:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma^2} \exp \left(-\frac{x}{\sigma^2} \right), \quad \sigma \in \mathcal{R} \quad (3.27)$$

Sa cdf est donnée par:

$$F_X(x) = 1 - \exp \left(-\frac{x}{\sigma^2} \right) \quad (3.28)$$

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

$$E[X^n] = n! \sigma^{2n} \quad (3.29)$$

Donc, les expressions de sa moyenne, puissance moyenne, et variance sont données, respectivement, par:

$$E[X] = \sigma^2 \quad (3.30)$$

$$E[X^2] = 2\sigma^4 \quad (3.31)$$

$$\operatorname{Var}(X) = \sigma^4 \quad (3.32)$$

Lien entre la distribution Exponentielle et la distribution Normale

Soient X et Y deux variables aléatoires Normales et indépendantes chacune de moyenne nulle et de variance σ^2 , $X, Y \sim N(0, \sigma)$, alors $Z = X^2 + Y^2$ est une variable aléatoire Exponentielle de paramètre σ , $Z \sim \mathcal{E}(\sigma)$. Ceci explique le choix du symbole ' σ ' pour le paramètre de la distribution Exponentielle.

3.2.6 Distribution Rayleigh

La distribution Rayleigh, du nom de son inventeur Lord Rayleigh, est fréquemment utilisée pour modéliser les statistiques des signaux de communication et radar. Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}^+$ suit une distribution Rayleigh de paramètre σ , notée $X \sim R(\sigma)$, si sa pdf est donnée par [81, 85]:

$$f_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad \sigma > 0 \quad (3.33)$$

Sa cdf est donnée par:

$$F_X(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.34)$$

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

$$E[X^n] = (\sigma\sqrt{2})^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{2}\right) \quad (3.35)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma définie sur l'intervalle $]0, \infty[$ [81, 87]:

$$\Gamma(p) = \int_0^\infty t^{p-1} \exp(-t) dt, \quad p > 0 \quad (3.36)$$

En posant $u = t^{p-1}$ et $dv = \exp(-t)$ dans l'équation (3.36) et en l'intégrant par partie, nous obtenons la formule de récurrence suivante:

$$\Gamma(p) = (p-1) \Gamma(p-1), \quad p > 0 \quad (3.37)$$

Pour des valeurs naturelles non-nulles n , i.e., $p = n$, l'équation (3.37) devient:

$$\Gamma(n) = (n-1)!, \quad n \in \mathbb{N}^* \quad (3.38)$$

Par conséquent, équation (3.35), les expressions de sa moyenne, puissance moyenne, et variance sont, respectivement:

$$E[X] = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \quad (3.39)$$

$$E[X^2] = 2\sigma^2 \quad (3.40)$$

$$\text{Var}(X) = \frac{4-\pi}{2} \sigma^2 \quad (3.41)$$

Lien entre la distribution Rayleigh et la distribution Normale

Soient X et Y deux variables aléatoires Normales et indépendantes chacune de moyenne nulle et de variance σ^2 , $X, Y \sim N(0, \sigma)$, alors $Z = \sqrt{X^2 + Y^2}$ est une variable aléatoire Rayleigh de paramètre σ , $Z \sim R(\sigma)$. Ceci explique aussi le choix du symbole ‘ σ ’ pour le paramètre de la distribution Rayleigh.

3.2.7 Distribution Weibull

La distribution Weibull, du nom de son inventeur le physicien suédois Waloddi Weibull, est aussi utilisée pour modéliser le clutter de surface. Cependant, ce modèle de distribution offre un large éventail de représentations de clutter réels, beaucoup plus important que celui du modèle Log-normal ou Rayleigh.

Une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}^+$ suit une distribution Weibull à deux paramètres α et β , notée $X \sim W(\alpha, \beta)$, si sa pdf est définie par [78, 72, 81]:

$$f_X(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right], \quad \alpha \text{ et } \beta \in \mathcal{R}_+^* \quad (3.42)$$

où α et β sont, respectivement, les paramètres d’échelle (scale) et de forme (shape). Comme β caractérise la pente, il est aussi appelé paramètre de pente (slope). La distribution Weibull standard est obtenue lorsque $\alpha = 1$, i.e., $X \sim W(1, \beta)$.

Remarquons d’abord que, certaines valeurs particulières du paramètre de forme β conduisent à d’autres distributions Gaussiennes et non-Gaussiennes. En effet, il est facile de constater, équation (3.42), que pour $\beta = 1$ et $\beta = 2$, la pdf de la distribution Weibull conduit, respectivement à celle d’une Exponentielle et celle d’une Rayleigh. Par contre, pour $\beta > 2.5$, la pdf de la distribution Weibull tend vers celle d’une Gaussienne. Par ailleurs, à travers le seul paramètre β , la distribution Weibull permet de connaître le degré d’asymétrie (skewness) des données. Plus précisément, des valeurs de $\beta < 1$ augmentent l’asymétrie et permettent la simulation d’un clutter en épis (spiky) [23, 78].

Sa cdf s’écrit:

$$F_X(x) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (3.43)$$

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

$$E[X^n] = \alpha^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{\beta}\right) \quad (3.44)$$

Donc, les expressions de sa moyenne, puissance moyenne et variance sont données, respectivement, par:

$$E[X] = \alpha \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (3.45)$$

$$E[X^2] = \alpha^2 \Gamma\left(1 + \frac{2}{\beta}\right) \quad (3.46)$$

$$\text{Var}(X) = \alpha^2 \left[\Gamma\left(1 + \frac{2}{\beta}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \right] \quad (3.47)$$

Lien entre la distribution Weibull et la distribution Uniforme

Soit Y une variable aléatoire uniformément distribuée sur l'intervalle $[0, 1]$, $Y \sim U([0, 1])$, alors la variable aléatoire $X = \alpha [-\ln(Y)]^{1/\beta}$ suit une distribution Weibull de paramètres α et β , $X \sim W(\alpha, \beta)$.

3.2.8 Distribution Gumbel

En théorie des probabilités, il existe trois types de distributions de valeurs extrêmes de Fisher-Tippett. Les plus courantes sont les distributions de valeurs extrêmes de types I, qui sont parfois appelées distributions de types Gumbel ou seulement distributions Gumbel, du nom de leur inventeur le mathématicien allemand Emil Julius Gumbel, (aussi appelées distributions Log-Weibull). Ces distributions de probabilités continues ont deux formes basées, respectivement, sur la plus petite valeur extrême et la plus grande valeur extrême. Elles sont dites formes minimale et maximale, respectivement. Comme, dans ce travail, nous nous intéressons uniquement à la forme minimale, le terme Gumbel se réfère toujours à la distribution Gumbel de valeur extrême minimale.

Par définition, une variable aléatoire réelle continue $X \in \mathcal{R}$ suit une distribution Gumbel de deux paramètres a et b , notée $X \sim G(a, b)$, si sa pdf est définie par [23, 81]:

$$f_X(x) = \frac{1}{b} \exp\left[\frac{x-a}{b} - \exp\left(\frac{x-a}{b}\right)\right], \quad a \in \mathcal{R} \quad \text{et} \quad b \in \mathcal{R}^+ \quad (3.48)$$

où a et b représentent, respectivement, les paramètres de position et d'échelle. La distribution Gumbel standard est obtenue lorsque $a = 0$ et $b = 1$, i.e., $X \sim G(0,1)$

Sa cdf s'écrit:

$$F_X(x) = 1 - \exp\left[-\exp\left(\frac{x-a}{b}\right)\right] \quad (3.49)$$

L'expression de sa moyenne est donnée par:

$$E[X] = a - \gamma b \quad (3.50)$$

où $\gamma \approx 0.577216$ est la constante d'Euler-Mascheroni.

L'expression de sa variance est donnée par:

$$\text{Var}(X) = \frac{1}{6} \pi^2 b^2 \quad (3.51)$$

Lien entre la distribution Gumbel et la distribution Uniforme

Soit Y une variable aléatoire uniformément distribuée sur l'intervalle $[0, 1]$, $Y \sim U([0, 1])$, alors la variable aléatoire $X = a - b \{-\text{Ln}[-\text{Ln}(Y)]\}$ suit une distribution Gumbel de paramètres a et b , $X \sim G(a, b)$.

Lien entre la distribution Gumbel et la distribution Weibull

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

3.3 Covariance, Corrélation et Indépendance Statistique

3.3.1 Matrice de Variance-Covariance d'un Vecteur Aléatoire

Soit $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]^T$ où l'indice T dénote le vecteur transpose, un vecteur de N variables aléatoires réelles. La matrice de variance-covariance (ou simplement matrice de covariance) de X , notée Σ_X , est une matrice carrée, $(N \times N)$, caractérisant les interactions linéaires entre les $X_i, i = 1, 2, \dots, N$. Elle est définie par [86, 88, 89]:

$$\Sigma_X = \text{Var}(X) = E[(X - E[X])(X - E[X])^T] = E[XX^T] - E[X]E[X^T] \quad (3.52)$$

Sous forme matricielle, l'équation (3.52) s'écrit:

$$\Sigma_X = \begin{bmatrix} \text{Var}(X_1) & \text{Cov}(X_1, X_2) & \dots & \text{Cov}(X_1, X_N) \\ \text{Cov}(X_2, X_1) & \text{Var}(X_2) & \dots & \text{Cov}(X_2, X_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(X_N, X_1) & \text{Cov}(X_N, X_2) & \vdots & \text{Var}(X_N) \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

où $\text{Cov}(X_i, X_j)$ représente la covariance des deux variables aléatoires X_i et $X_j, i, j = 1, 2, \dots, N$. Elle est définie par:

$$\text{Cov}(X_i, X_j) = E[(X_i - E[X_i])(X_j - E[X_j])] = E[X_i X_j] - E[X_i] E[X_j] \quad (3.54)$$

Il est important de rappeler que la matrice de covariance est une matrice symétrique et définie positive, c'est-à-dire, $\text{Cov}(X_i, X_j) = \text{Cov}(X_j, X_i)$ et $x^T \Sigma_X x > 0, \forall x \in \mathcal{R}_*^N$ où x désigne un vecteur quelconque. Enfin, notons que les éléments diagonaux de Σ_X sont tels que : $\text{Var}(X_i) = \text{Cov}(X_i, X_i), i = 1, 2, \dots, N$.

3.3.2 Matrice de Corrélation d'un Vecteur Aléatoire

Soit $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]^T$ un vecteur de N variables aléatoires réelles. La matrice de corrélation de X , notée Λ_X , est une matrice carrée, $(N \times N)$, symétrique et définie positive donnée par [86, 88]:

$$\Lambda_X = \begin{bmatrix} 1 & \text{Cor}(X_1, X_2) & \cdots & \text{Cor}(X_1, X_N) \\ \text{Cor}(X_2, X_1) & 1 & \cdots & \text{Cor}(X_2, X_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cor}(X_N, X_1) & \text{Cor}(X_N, X_2) & \vdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.55)$$

où $\text{Cor}(X_i, X_j)$ est un paramètre significatif appelé coefficient de corrélation qui mesure le degré de la relation entre les deux variables aléatoires X_i et X_j , $i, j = 1, 2, \dots, N$. Il est défini par:

$$\text{Cor}(X_i, X_j) = \frac{\text{Cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\text{Var}(X_i) \text{Var}(X_j)}} \quad (3.56)$$

Nous avons toujours $-1 \leq \text{Cor}(X_i, X_j) \leq 1$. Si $\text{Cor}(X_i, X_j) = 1$, la dépendance linéaire entre X_i et X_j est forte et positive, et si $\text{Cor}(X_i, X_j) = -1$, alors la dépendance linéaire entre X_i et X_j est forte et négative. Par contre, si $\text{Cor}(X_i, X_j) = 0$, donc X_i et X_j sont linéairement indépendantes.

3.3.3 Indépendance et Corrélation

Deux variables aléatoires X_i et X_j où $i \neq j$ sont dites indépendantes si $E[X_i X_j] = E[X_i] E[X_j]$. En d'autres termes, $\text{Cov}(X_i, X_j) = 0$ ou, en se référant à l'équation (3.56), $\text{Cor}(X_i, X_j) = 0$. Il convient de signaler que l'indépendance et la corrélation sont des notions différentes. A ce titre, si deux variables aléatoires sont indépendantes, elles sont également décorréelées, mais l'inverse n'est pas vrai, c'est-à-dire si $E[X_i X_j] = E[X_i] E[X_j]$ n'implique pas forcément l'indépendance de X_i et X_j [86].

Nous disons également que X_i et X_j sont identiquement distribuées si elles ont les mêmes valeurs des paramètres de la distribution. Si de plus, elles sont indépendantes, alors elles sont dites indépendantes et identiquement distribuées (IID).

3.4 Génération des Vecteurs Aléatoires Corrélés

A l'instar de certains systèmes de communication, la simulation de processus aléatoires nécessite l'utilisation des techniques d'échantillonnage pouvant engendrer la génération d'un ensemble de variables aléatoires corrélées avec une matrice de covariance; i.e., une matrice de corrélation désirée et des paramètres spécifiés. De tels vecteurs peuvent représenter des échantillons de signaux issus d'un clutter corrélé. Ce faisant, nous présentons, dans cette section, les techniques de génération des vecteurs aléatoires corrélés issus de distributions Normale, Log-normale et Weibull.

3.4.1 Génération d'un Vecteur Aléatoire Normal Corrélé

Il existe plusieurs techniques pour générer un vecteur aléatoire corrélé de loi Normale. Dans ce qui suit, nous décrivons deux techniques les plus fréquemment utilisées dans la littérature [90-92].

La première technique est donnée sous forme d'une transformation linéaire simple basée sur une matrice de covariance spécifiée [90, 91]. A cet égard, soit $Y = [Y_1 Y_2 \dots Y_N]^T$ un vecteur de N variables aléatoires Normales standards IID, chacune de pdf définie par l'équation (3.13). Donc, le vecteur $X = [X_1 X_2 \dots X_N]^T$ donné par la transformation linéaire:

$$X = L Y + E[X] \quad (3.57)$$

est un vecteur Normal de taille N ayant un vecteur moyen $E[X]$ et une matrice de covariance:

$$\Sigma_X = L L^T \quad (3.58)$$

où Σ_X est une matrice symétrique définie positive. Par conséquent, L est une matrice unique facilement calculable par la méthode de factorisation de Cholesky et celle de factorisation spectrale. Pour ne pas trop encombrer cette sous-section, les détails de ces deux méthodes de factorisation seront donnés dans la section suivante.

Dans la deuxième technique, si $Y = [Y_1 Y_2 \dots Y_N]^T$ est un vecteur de N variables aléatoires Normales standards IID, alors $X = [X_1 X_2 \dots X_N]^T$ est un vecteur aléatoire Normal de taille N ayant un vecteur moyen $E[X]$ et une matrice de covariance $\Sigma_X = \sigma^2 \Lambda_X$. Un exemple de pseudocode permettant d'obtenir le vecteur X est le suivant:

Pour $i = 2 : N$

$$Y_i = \rho_X Y_{i-1} + Y_i \sqrt{1 - \rho_X^2}$$

Fin Pour

$$X = \sigma Y + E[X] \quad (3.59)$$

où ρ_X est le coefficient de corrélation entre deux éléments adjacents de X .

Dans l'outil Matlab, la commande 'mvnrnd' permet la génération de variables aléatoires Normales corrélées avec une matrice de covariance spécifiée.

3.4.2 Génération d'un Vecteur Aléatoire Log-normal Corrélé

De même, il existe plusieurs techniques pour générer un vecteur aléatoire corrélé de loi Log-normale [93-95]. Nous avons choisi une méthode qui utilise une transformation non-linéaire d'un vecteur

aléatoire Gaussien corrélé pour générer un vecteur aléatoire Log-normal avec une matrice de corrélation désirée et des paramètres spécifiés [94]. Pour cela, soit $Z = [Z_1 Z_2 \dots Z_N]^T$ un vecteur de N variables aléatoires Log-normales corrélées et identiquement distribués, chacune de pdf définie par l'équation unidimensionnelle (3.21). Toutefois, remarquons qu'un vecteur aléatoire est entièrement caractérisé par sa pdf N -dimensionnelle; qui est souvent difficile à déterminer ou mathématiquement trop complexe pour être exploitable en pratique. Dans ce cas, il est préférable d'adopter une caractérisation, certes moins complète, mais suffisante pour des situations pratiques. A cet effet, notons que le vecteur Z est aussi caractérisé par la matrice de corrélation S définie par l'équation (3.55). D'autre part, comme nous l'avons déjà rappelé dans la sous-section 3.2.4, la variable aléatoire Log-normale Z_i de paramètres d'échelle μ et de forme σ peut s'écrire en fonction de la variable aléatoire Gaussienne X_i de moyenne μ et d'écart type σ :

$$Z_i = \exp(X_i), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.60)$$

Le vecteur aléatoire Gaussien X est entièrement caractérisé par son vecteur moyen $E[X]$ et sa matrice de covariance $\Sigma_X = \sigma^2 R$. Les éléments $S_{ij}, i, j = 1, 2, \dots, N$ de la matrice de corrélation S sont donnés en fonction des éléments R_{ij} de la matrice de corrélation R et du paramètre σ par [94]:

$$S_{ij} = \frac{\exp(\sigma^2 R_{ij}) - 1}{\exp(\sigma^2) - 1} \quad (3.61)$$

ou alors, les éléments R_{ij} peuvent être exprimés en termes de S_{ij} et σ par:

$$R_{ij} = \frac{\text{Ln}[S_{ij}(\exp(\sigma^2) - 1) + 1]}{\sigma^2} \quad (3.62)$$

Les étapes suivantes résument la procédure de génération d'un vecteur Z corrélé suivant une loi Log-normale et ayant une matrice de corrélation S désirée et des paramètres spécifiés μ et σ .

Etape 1: Connaissance préalable des paramètres μ et σ du vecteur X qui sont aussi les paramètres du vecteur Z .

Etape 2: Utilisation de l'équation (3.62) pour déterminer la matrice R du vecteur X .

Rappelons que pour un modèle Markovien de corrélation du clutter, les matrices S et R qui représentent le clutter doivent être modélisées par des processus Markoviens de premier ordre. Dans ce cas, le $(i, j)^{\text{ème}}$ élément de la matrice de corrélation S est donné par [2]:

$$S_{ij} = \begin{cases} \rho^{|i-j|} & 0 < \rho \leq 1 \\ \delta_{ij} & \rho = 0 \end{cases} \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (3.63)$$

où ρ est le coefficient de corrélation entre deux échantillons adjacents de clutter Log-normal. Donc, nous fixons ρ désiré et nous composons la matrice S donnée par l'équation (3.63). δ_{ij} est le symbole de Kronecker donné par [1]:

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (3.64)$$

Le (i, j) ^{ème} élément de la matrice de corrélation R est donnée par:

$$R_{ij} = \begin{cases} (\rho')^{|i-j|} & 0 < \rho \leq 1 \\ \delta_{ij} & \rho = 0 \end{cases} \quad (3.65)$$

où ρ' est le coefficient de corrélation entre deux échantillons adjacents de clutter Normal. D'après les équations (3.63) et (3.65), nous pouvons écrire $\rho = S_{12}$ et $\rho' = R_{12}$, respectivement. Donc, connaissant ρ et σ , nous utilisons l'équation (3.62) une seul fois pour trouver ρ' et construire la matrice Markovienne R dont les éléments sont donnés par l'équation (3.65). Rappelons que dans ce cas, nous somme intéressés par la corrélation positive; i.e., ρ et $\rho' \in [0, 1]$.

Etape 3: Utilisation de la méthode expliquée dans la sous-section 3.4.1 pour générer le vecteur X de matrice de corrélation R et de vecteur moyen $E[X]$.

Etape 4: Obtention des éléments Z_i corrélés du vecteur Log-normal Z à partir de l'équation (3.60).

3.4.3 Génération d'un Vecteur Aléatoire Weibull Corrélé

Plusieurs techniques pour générer une séquence de variables aléatoires Weibull corrélées sont proposées dans la littérature [96, 97]. Nous avons opté pour une technique simple qui utilise une transformation non-linéaire de deux vecteurs aléatoires de loi Normale ayant chacun des éléments corrélés, pour construire un vecteur aléatoire Weibull avec une matrice de corrélation désirée et des paramètres spécifiés [97]. Pour cela, soit $Z = [Z_1 Z_2 \dots Z_N]^T$ un vecteur de N variables aléatoires Weibull corrélées et identiquement distribuées chacune de pdf unidimensionnelle définie par l'équation (3.42). Le vecteur Z est caractérisé par la matrice de corrélation S définie par l'équation (3.55). Par ailleurs, la variable aléatoire Weibull Z_i de paramètres d'échelle α et de forme β est écrite en fonction de deux variables aléatoires Gaussiennes X_i et X'_i IID de moyennes nulles et de variances σ^2 :

$$Z_i = (X_i^2 + X_i'^2)^{1/\beta} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.66)$$

Les paramètres α et β sont, quant à eux, liés au paramètre σ par:

$$\alpha = (2\sigma^2)^{1/\beta} \quad (3.67)$$

Les vecteurs aléatoires Gaussiens X_i et X'_i sont entièrement caractérisées par la matrice de covariance $\Sigma_X = \sigma^2 R$ et un vecteur moyen nul.

Les éléments $S_{ij}, i, j = 1, 2, \dots, N$ de la matrice de corrélation S sont donnés en fonction des éléments R_{ij} de la matrice de corrélation R et du paramètre de forme β par:

$$S_{ij} = \left\{ \Gamma^2 \left(1 + \frac{1}{\beta} \right) / \left[\Gamma \left(1 + \frac{2}{\beta} \right) - \Gamma^2 \left(1 + \frac{1}{\beta} \right) \right] \right\} \left[{}_2F_1 \left(-\frac{1}{\beta}, -\frac{1}{\beta}; 1; R_{ij}^2 \right) - 1 \right] \quad (3.68)$$

où ${}_2F_1(\cdot, \cdot; \cdot; \cdot)$ est la fonction hypergéométrique de Gauss définie par:

$${}_2F_1 \left(-\frac{1}{\beta}, -\frac{1}{\beta}; 1; R_{ij}^2 \right) = 1 + \frac{R_{ij}^2}{\beta^2} + \sum_{k=2}^{\infty} \left[\frac{(\beta-1)(2\beta-1) \dots [(k-1)\beta-1] R_{ij}^k}{k! \beta^k} \right]^2 \quad (3.69)$$

Un autre moyen intéressant de définir cette fonction est basé sur la relation suivante:

$${}_2F_1 \left(-\frac{1}{\beta}, -\frac{1}{\beta}; 1; R_{ij}^2 \right) = \left[(1 - R_{ij}^2)^{1+2/\beta} / \pi \right] \int_0^\pi (1 + 2R_{ij} \cos(t) + R_{ij}^2)^{-(\beta+1)/\beta} dt \quad (3.70)$$

où l'intégrale peut être calculée numériquement en utilisant une quadrature appropriée. En pratique, la complication majeure réside dans l'évaluation numérique des éléments R_{ij} en fonction de S_{ij} et β .

Pour le cas particulier $\beta = 1$ (cas Exponentiel), l'équation (3.68) se réduit à:

$$S_{ij} = R_{ij}^2 \quad (3.71)$$

De même, lorsque $\beta = 2$ (cas Rayleigh) nous avons:

$$S_{ij} = [\pi/(4 - \pi)] \left[{}_2F_1 \left(-\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}; 1; R_{ij}^2 \right) - 1 \right] \quad (3.72)$$

Les étapes suivantes résument la procédure de génération d'un vecteur Z corrélé suivant une loi Weibull et ayant une matrice de corrélation S désirée et des paramètres spécifiés α et β .

Étape 1: Connaissance préalable des paramètres d'échelle et de forme α et β pour le calcul de l'écart type σ à partir de l'équation (3.67).

Étape 2: Utilisation de l'équation (3.68), des éléments S_{ij} de la matrice de corrélation S désirée et du paramètre de forme Weibull β , pour l'évaluation des éléments R_{ij} de la matrice de corrélation R .

Dans ce cas aussi, pour un modèle de corrélation du clutter Markovien, nous utilisons l'équation (3.68) uniquement pour calculer le coefficient de corrélation ρ' de la matrice R en fonction du coefficient de corrélation ρ de la matrice S . Ensuite, à travers l'équation (3.65), nous évaluons les éléments de la matrice R .

Étape 3: Génération par la méthode citée dans la sous-section 3.4.1 des deux vecteurs X_i et X'_i de loi Normale de vecteurs moyens nuls ($E[X] = 0$) et de matrice de covariance $\Sigma_X = \sigma^2 R$.

Étape 4: Obtention des éléments Z_i corrélés du vecteur Weibull Z à partir de l'équation (3.66).

Dans le cas particulier de N variables aléatoires Weibull Z_i décorréliées, comme nous l'avons déjà mentionné dans la sous-section 3.2.7, la procédure permettant la génération de ces variables peut être simplifiée au moyen de la relation suivante:

$$Z_i = \alpha(-\ln U_i)^{1/\beta} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.73)$$

où U_i est une variable aléatoire uniformément distribuée sur un intervalle $[0, 1]$.

3.5 Factorisation d'une Matrice Symétrique Définie Positive

Dans cette section, nous introduisons la méthode de factorisation de Cholesky et celle de la factorisation spectrale d'une matrice symétrique définie positive, l'une ou l'autre nécessaire à la génération d'un vecteur aléatoire Log-normal ou Weibull corrélé.

3.5.1 Factorisation de Cholesky

Utilisée souvent en analyse numérique, la factorisation ou décomposition de Cholesky est une méthode de décomposition d'une matrice comme produit d'une matrice triangulaire inférieure L et une matrice triangulaire supérieure U . En particulier, elle peut être adaptée aux matrices symétriques définies positives. Dans ce cas, cette méthode de factorisation a l'avantage de réduire de moitié les calculs inhérents à la factorisation LU d'une matrice quelconque [78-98]. Soit donc $\Sigma \in \mathcal{R}^{N \times N}$ une matrice symétrique définie positive. La factorisation de Cholesky permet de calculer la matrice triangulaire inférieure unique $L \in \mathcal{R}^{N \times N}$ telle que $\Sigma = LL^T$ où L^T représente la matrice transposée de L . Elle est parfois considérée comme prenant la racine carrée de la matrice Σ . Notons que, contrairement à la factorisation LU où les éléments diagonaux de L sont des uns '1', dans le cas des matrices symétriques définies positives, ils sont strictement positifs; i.e., $l_{ii} > 0, i = 1, 2, \dots, N$. Un exemple de pseudocode permettant de calculer les éléments de la matrice L est le suivant:

Pour $i = 1, 2, \dots, N - 1$

$$L_{(i,i)} = \sqrt{\Sigma_{(i,i)}}$$

$$L_{(i+1:N,i)} = \Sigma_{(i+1:N,i)} / L_{(i,i)}$$

Pour $j = i + 1, i + 2, \dots, N$

$$\Sigma_{(j:N,j)} = \Sigma_{(j:N,j)} - L_{(j,i)}L_{(j:N,i)}$$

Fin pour

$$L_{(N,N)} = \sqrt{\Sigma_{(N,N)}}$$

Fin pour

3.5.2 Factorisation Spectrale

La factorisation d'une matrice symétrique définie positive en une forme canonique basée sur ses valeurs propres et vecteurs propres, appelée factorisation spectrale (Eigenvalue Decomposition, EVD), est très convoitée dans les problèmes d'optimisation [1, 91]. Pour ce faire, supposons que $\Sigma \in \mathcal{R}^{N \times N}$ soit une matrice symétrique définie positive. Elle est donc toujours caractérisée par une matrice carrée $P = [P_1 P_2 \dots P_N]$ dont la $i^{\text{ème}}$ colonne est le vecteur propre non-nul $P_i = [P_{1i} P_{2i} \dots P_{Ni}]^T, i = 1, 2, \dots, N$. Ces vecteurs, qui sont normalisés, linéairement indépendants et orthogonaux deux à deux, sont associés, respectivement, aux valeurs propres distinctes, réelles et non-négatives, $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, N$, représentées par le vecteur des valeurs propres $\Delta = [\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_N]^T$. Dans ce cas, la matrice Σ satisfait l'équation linéaire aux valeurs propres:

$$\Sigma P_i = \lambda_i P_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.74)$$

où les λ_i sont les racines de l'équation caractéristique:

$$\det(\Sigma - \lambda_i I) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.75)$$

La factorisation spectrale de la matrice Σ satisfait l'équation $\Sigma = LL^T$ où L est une matrice dont les éléments sont des nombres réels:

$$L = P \text{Diag}(\sqrt{\Delta}) \quad (3.76)$$

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé quelques lois de distributions qui peuvent survenir dans les systèmes de détection radar. Nous avons mis l'accent sur celles que nous avons utilisé dans ce travail de recherche. Nous avons également rappelé les notions de covariance, corrélation et indépendance statistique. Par ailleurs, nous avons aussi détaillé les techniques de génération des vecteurs aléatoires corrélés Normal, Log-normal et Weibull en ayant recours à des matrices de corrélation désirées et des paramètres spécifiés. Enfin, nous avons rappelé les méthodes de factorisation d'une matrice symétrique définie positive nécessaires à la génération de tels vecteurs.

Chapitre 4

Analyse des Performances du Processeur DACBLU-CFCAR dans un Clutter Non-Gaussien Spatialement Corrélé: Log-normal et Weibull

Résumé

Ce chapitre s'inscrit dans la continuité des trois premiers et constitue notre contribution principale dans la détection CFAR. Ceci étant, nous proposons et analysons les performances du processeur DACBLU-CFCAR en présence d'une cible primaire de type Swerling I noyée dans un clutter non-Gaussien; Log-normal ou Weibull, spatialement corrélé. Pour se confiner dans un cas réel de détection radar, i.e., aucune connaissance *a priori* de l'homogénéité ou de l'hétérogénéité du clutter, nous développons l'algorithme CFCR préconisé pour la censure bilatérale des échantillons indésirables et celui de la détection CFAR de la cible primaire. Pour ce faire, nous montrons, à travers les simulations de Monte Carlo, l'effet des estimateurs des paramètres du clutter sur les seuils adaptatifs de censure et de détection du processeur DACBLU-CFCAR.

Sommaire

4.1 Introduction

4.2 Analyse du Processeur DACBLU-CFCAR

4.3 Conclusion

4.1 Introduction

Les données réelles, littérature radar, ont permis de modéliser le clutter par des distributions Gaussienne, Log-normale, Weibull et K, Tableau 2.1. Parmi les buts escomptés par les chercheurs dans le domaine de la détection radar, nous retrouvons la conception de détecteurs CFAR robustes dans un clutter Gaussien ou non-Gaussien, homogène ou hétérogène, i.e., présence d'un bord de clutter et/ou des interférences dans la fenêtre de référence, corrélé ou décorrélé. Aussi, Cf. Section 1.2, et particulièrement dans le cas d'un clutter non-Gaussien, certains travaux ont pu résoudre indépendamment le problème de la localisation automatique d'un bord de clutter et celui des cibles interférentes. Il n'en demeure pas moins que dans certaines situations réelles, nous sommes amenés à détecter des cibles quand ces deux hétérogénéités du clutter sont concomitantes. Nous remarquons que la détection de cibles de type Swerling noyées dans un clutter non-Gaussien et hétérogène devient complexe à cause de l'incapacité des détecteurs existant à localiser conjointement le bord de clutter et les interférences tous deux présents dans la fenêtre de référence. De plus, comme le clutter est non-stationnaire, à l'exception du détecteur non-paramétrique WH-CFAR [20], tous les autres détecteurs [22-24, 42] requièrent l'estimation en temps réel des paramètres de la distribution qui modélise le clutter. Par conséquent, la qualité de la détection CFAR est tributaire de plusieurs facteurs importants, notamment le choix des estimateurs ML [22] ou BLU [23-24] et celui des algorithmes de censure et de détection automatiques. Une combinaison judicieuse de ces derniers, i.e., estimateurs et algorithmes de censure et de détection, peut aboutir à un processeur dont les performances de détection sont supérieures ou égales à celles que produirait le détecteur à point(s) de censure fixe(s) équivalent. Nous entendons par détecteur à point(s) de censure fixe(s), tout détecteur qui a une connaissance *a priori* de la position du bord de clutter et/ou du nombre des interférences. Par 'équivalent', nous désignons le détecteur qui exploiterait le même seuil adaptatif que celui du processeur en question. C'est dans cette optique que nous comptons proposer et analyser les performances du processeur DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased Constant False censoring and Alarm rates). Il s'agit d'un processeur dédié à l'amélioration des performances de la détection d'une cible primaire de type Swerling I noyée dans un clutter Log-normal ou Weibull, avec ou sans corrélation spatiale; et ce sans aucune connaissance préalable sur de l'environnement. A cet effet, ce processeur est composé de deux algorithmes fonctionnant en temps réel, l'un à vocation de censure avec un taux de fausse censure constant (CFCR) et l'autre à vocation de détection avec un taux de fausse alarme constant (CFAR). La propriété CFCAR est garantie à travers l'utilisation, par les deux algorithmes, d'un seuil adaptatif biparamétrique linéaire [44].

Dans ce qui suit, nous détaillons l'analyse du processeur DACBLU-CFCAR.

4.2 Analyse du Processeur DACBLU-CFCAR

4.2.1 Modèle Statistique

Le schéma synoptique du processeur DACBLU-CFCAR proposé est illustré dans la Figure 4.1. La structure générale de ce détecteur est telle que les sorties du détecteur d'enveloppe linéaire (DEL), $Y_i, i = 0, 1, \dots, N$, sont passées à travers un amplificateur logarithmique pour les transformer en des variables aléatoires $X_i, i = 0, 1, \dots, N$, avant de les stocker en série dans un registre à retard de longueur $N + 1$, correspondant à N cellules de référence, $X_i, i = 1, 2, \dots, N$, qui permettent d'estimer le niveau inconnu du clutter, entourant la cellule sous test (CST, X_0), supposée contenir la cible primaire. Le logarithme peut être considéré dans une base arbitraire, cependant, tout au long de ce manuscrit, le logarithme naturel est utilisé. L'avantage principal de cette transformation logarithmique réside dans l'utilisation d'une distribution de type LS (Cf. Section 3.2.1). Par ailleurs, nous voulons considérer des seuils adaptatifs de censure et de détection automatiques qui maintiennent des probabilités de fausse censure (P_{fc}) et de fausse alarme (P_{fa}) constantes, respectivement. La propriété CFCAR est garantie par le seuil adaptatif utilisé et ce pour toutes les valeurs des paramètres de la distribution Log-normale et la distribution Weibull. Pour plus de généralité, nous supposons également que le clutter dans les $N + 1$ cellules est corrélé. Ainsi, nous supposons que l'écho de la cible primaire est noyé dans un clutter (Log-normal ou Weibull) spatialement corrélé (corrélacion d'une cellule à l'autre) et de paramètres inconnus. En d'autres termes, nous supposons que $Y = [Y_1 Y_2 \dots Y_{N/2} Y_0 Y_{N/2+1} \dots Y_N]^T$, en l'absence de la cible primaire, est un vecteur de $N + 1$ variables aléatoires corrélées et identiquement distribuées (CID) selon une pdf unidimensionnelle Log-normale ou Weibull ayant des paramètres inconnus. Le vecteur Y est caractérisé par une matrice de corrélacion S , modélisée par un processus Markovien de premier ordre, dont le $(i, j)^{\text{ème}}$ composant est donné par l'équation (3.63) où ρ est le coefficient de corrélacion entre deux échantillons adjacents. Si Y est un vecteur Log-normal, la technique introduite dans la Section 3.4.2 est utilisée pour le générer. Sinon, si Y est un vecteur Weibull, la technique introduite dans la Section 3.4.3 est utilisée pour le générer. Notons que, le cas de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (IID) est un cas particulier obtenu lorsque $\rho = 0$. Conséquemment, les variables aléatoires $X_i = \text{Ln}(Y_i), i = 0, 1, \dots, N$ du vecteur aléatoire $X = [X_1 X_2 \dots X_{N/2} X_0 X_{N/2+1} \dots X_N]^T$ sont de type LS et CID selon une pdf unidimensionnelle Normale, pour un clutter Log-normale ou Gumbel, pour un clutter Weibull de paramètres de

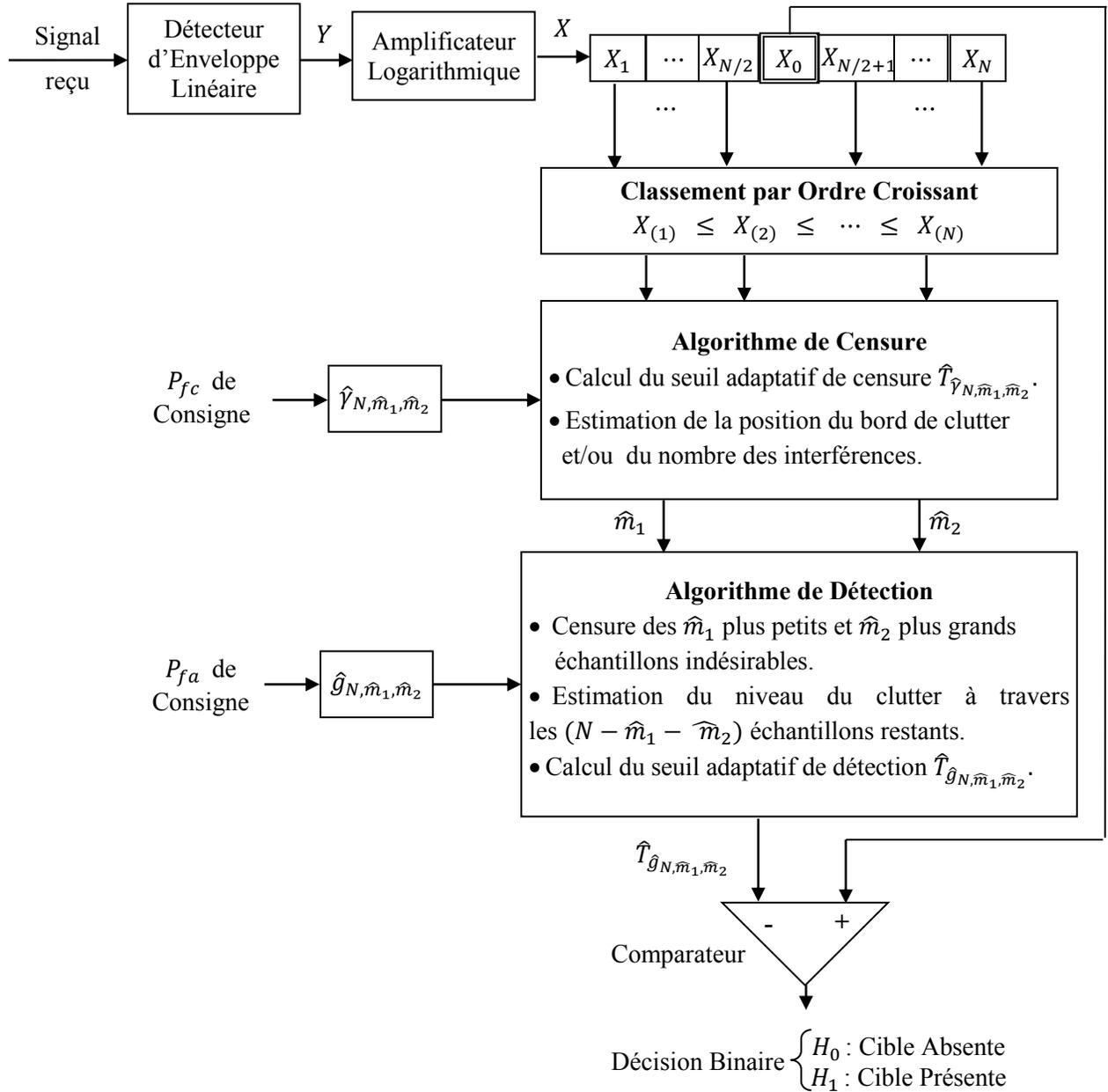


Figure 4.1 Schéma synoptique général du processeur DACBLU-CFCAR.

position et d'échelle inconnus. Plus précisément, si Y_i , $i = 0, 1, \dots, N$ est une variable aléatoire Log-normale, donc sa pdf est donnée par l'équation (3.21). Rappelons que des investigations sur des données réelles d'un clutter Log-normal ont montré que le paramètre de forme $\sigma \in [0.355, 1.147]$ [24]. Par conséquent, la variable $X_i = Ln(Y_i)$, $i = 0, 1, \dots, N$ suit une pdf Normale donnée par l'équation (3.13). D'autre part, si Y_i , $i = 0, 1, \dots, N$ est une variable aléatoire

Weibull, donc sa pdf est donnée par l'équation (3.42). Donc, la variable X_i suit une pdf Gumbel donnée par l'équation (3.48).

Le contenu de la fenêtre de référence, i.e., les N variables aléatoires $X_i, i = 1, \dots, N$, hormis celui de la CST X_0 , sont classées par ordre croissant selon leurs amplitudes (ou puissances) pour obtenir les échantillons $X_{(i)}, i = 1, \dots, N$; lesquels seront d'abord traités par l'algorithme de censure et ensuite, dans une version censurée, par l'algorithme de détection.

Une suite naturelle de cette section serait de décrire l'algorithme de censure et ensuite l'algorithme de détection. Néanmoins, outre le fait que l'algorithme de censure soit la principale contribution de ce travail, il n'en demeure pas moins qu'il soit long à décrire. Par conséquent, nous le reléguons à la Section 4.2.3. Par ailleurs, comme nous l'avons stipulé précédemment, tout détecteur CFAR peut être utilisé en conjonction avec l'algorithme de censure automatique proposé pour garantir aussi bien la propriété CFAR que la propriété CFCR; i.e., CFCAR.

4.2.2 Algorithme de Détection Automatique

L'algorithme de détection automatique du processeur DACBLU-CFCAR est basé sur le test d'hypothèse suivant [23, 24] :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ X_0 > \hat{T}_{\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}} \\ H_0 \end{array} \quad (4.1)$$

où, pour un clutter Log-normal, le seuil de détection adaptif $\hat{T}_{\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}}$ est estimé comme suit:

$$\hat{T}_{\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}} = \hat{\mu}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} + \hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} \hat{\sigma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} \quad (4.2)$$

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

$$\hat{T}_{\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}} = \hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} + \hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} \hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} \quad (4.3)$$

Une cible est déclarée présente (hypothèse H_1) si la valeur de X_0 dépasse la valeur de $\hat{T}_{\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}}$, sinon, elle est déclarée absente (hypothèse H_0). Comme il sera expliqué plus tard, l'amplificateur logarithmique confère à $\hat{\mu}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $\hat{\sigma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ la propriété d'estimateurs équivariants des paramètres inconnus de position et d'échelle, $\mu_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $\sigma_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$, respectivement. Similairement, $\hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $\hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ sont des estimateurs équivariants des paramètres inconnus de position et d'échelle, $a_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $b_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$, respectivement.

Les estimateurs \hat{m}_1 et \hat{m}_2 de m_1 et m_2 , respectivement, sont déterminés par l'algorithme de censure. Ils représentent, respectivement, les estimateurs des nombres des plus petites et des plus

grandes cellules indésirables, devant être censurées de la fenêtre de référence ordonnée. Rappelons que le fait d'écarter \hat{m}_1 et \hat{m}_2 cellules indésirables, nous évite tout effet de masque et de capture. L'algorithme de détection estime alors le niveau du clutter à travers les $(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2)$ cellules restantes. Remarquons que pour un environnement homogène, \hat{m}_1 et \hat{m}_2 sont tous deux nuls.

Le coefficient $\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ du seuil de détection adaptatif $\hat{T}_{\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}}$ est obtenu de telle sorte que la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) soit maintenue constante pour un environnement homogène. Par conséquent, sachant que la P_{fa} est définie par:

$$P_{fa} = Prob \left\{ X_0 > \hat{T}_{\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}} \setminus H_0 \right\} = Constante \quad (4.4)$$

Pour un clutter Log-normal, l'équation (4.4) devient:

$$P_{fa} = Prob \left\{ \frac{X_0 - \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}}{\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}} > \hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} \setminus H_0 \right\} = Constante \quad (4.5)$$

et pour un clutter Weibull, elle devient:

$$P_{fa} = Prob \left\{ \frac{X_0 - \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}}{\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}} > \hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} \setminus H_0 \right\} = Constante \quad (4.6)$$

Il est montré dans [24] que la pdf de la statistique $(X_0 - \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2})/\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ est indépendante de $\mu_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\sigma_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. De même, il est montré dans [23] que la pdf de la statistique $(X_0 - \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2})/\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ est aussi indépendante de $a_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $b_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. Par conséquent, la propriété CFAR de l'algorithme de détection, pour les cas d'un clutter Log-normal et d'un clutter Weibull, est garantie pour toutes les valeurs des paramètres de position et d'échelle. Toutefois, comme il est difficile de trouver une expression analytique de la pdf de $\hat{T}_{\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}}$ aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, nous déterminons le coefficient $\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ en ayant recours aux simulations de Monte Carlo à travers les équations (4.5) et (4.6), respectivement (Annexe C). De plus, comme la pdf de $X_0 \setminus H_1$ ne possède pas de forme analytique, aussi bien pour un clutter Log-normal que pour un clutter Weibull, nous recourons aux simulations de Monte Carlo pour déterminer la probabilité de détection (P_d) définie par:

$$P_d = Prob \left\{ X_0 > \hat{T}_{\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}} \setminus H_1 \right\} \quad (4.7)$$

Estimateurs Linéaires

Par ailleurs, pour un clutter Log-normal, les estimateurs linéaires $\hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ de $\mu_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\sigma_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$, respectivement, sont donnés par [24]:

$$\begin{cases} \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{N-\hat{m}_2} a_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}_2)X_{(i)} \\ \hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{N-\hat{m}_2} b_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}_2)X_{(i)} \end{cases} \quad (4.8)$$

où les a_i et les b_i , $i = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$ sont des coefficients de pondération qui ne dépendent que de N , \hat{m}_1 , \hat{m}_2 et ρ . Ils doivent être calculés une fois pour toutes pour un clutter Log-normal.

Similairement, pour un clutter Weibull, les estimateurs linéaires $\hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ de $a_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $b_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$, respectivement, sont donnés par [23] :

$$\begin{cases} \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{N-\hat{m}_2} a_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}_2)X_{(i)} \\ \hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{N-\hat{m}_2} b_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}_2)X_{(i)} \end{cases} \quad (4.9)$$

De même, les a_i et les b_i , $i = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$ sont des coefficients de pondération qui ne dépendent que de N , \hat{m}_1 , \hat{m}_2 et ρ . Ils doivent être également calculés une fois pour toutes pour un clutter Weibull.

Les estimateurs $\hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ ($\hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$) sont dits équivariants si est seulement si $\sum_i a_i = 1$ et $\sum_i b_i = 0$, $i = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$ [23, 24]. De même, les estimateurs $\hat{\mu}(X)$ et $\hat{\sigma}(X)$ ($\hat{a}(X)$ et $\hat{b}(X)$) sont dits équivariants si pour des constantes réelles $r \in R$ et $s \in R_+^*$, les relations $\hat{\mu}(X') = s \hat{\mu}(X) + r$ et $\hat{\sigma}(X') = s \hat{\sigma}(X)$ ($\hat{a}(X') = s \hat{a}(X) + r$ et $\hat{b}(X') = s \hat{b}(X)$) sont vérifiées, où $X' = sX + r$ [23, 24, 83].

Pour un clutter Log-normal ou Weibull, les meilleures détecteurs CFAR biparamétriques se trouvent dans [20, 22-24, 42]. Au regard de leurs performances croissantes, le détecteur Log-t CFAR proposé par Goldstein [42] réalise une transformation Log-normal-Normale (Weibull-Gumbel) avant l'estimation de la moyenne et de l'écart type de la fenêtre de référence. Le seuil de détection adaptatif est ensuite formé de telle manière que la propriété CFAR soit garantie. Cette méthode d'estimation du niveau du clutter présente deux inconvénients majeurs. Elle n'obéit à aucun critère d'optimalité et ne permet aucune censure des cellules indésirables [23, 24]. Le détecteur WH-CFAR [20] suggère l'utilisation d'un seuil de détection adaptatif non-paramétrique sans aucune amplification logarithmique. Dans ce cas, le seuil est fonction de deux échantillons (le plus petit et le plus grand) obtenus à partir d'un ensemble homogène d'échantillons ordonnés. Malgré le fait que cette méthode permette la censure des cellules indésirables, elle n'obéit à aucun critère d'optimalité. Sans perte de généralité, un autre moyen d'estimer les paramètres de la distribution Weibull [22] est de recourir au critère du maximum de vraisemblance (ML). Cependant, là aussi aucun critère

d'optimalité ne peut être affirmé. De plus, les estimateurs ML (MLEs) ont besoin d'être calculés par des procédures itératives. Autrement dit, le fait que ces estimateurs nécessitent la résolution de deux équations non-linéaires infère une complexité majeure dans le calcul. De ce fait, des estimateurs linéaires sont utilisés dans la littérature pour la détection radar automatique dans le cas d'un clutter non-Gaussien (Log-normal et Weibull). La solution est donc l'utilisation d'estimateurs assurant des performances de détection similaires à celles des MLEs, considérés comme une référence quand il s'agit de détecteurs très performants, mais avec moins de complexité de calcul. Ainsi, les meilleurs estimateurs linéaires sans biais (BLUEs) sont considérés dans cette thèse [23, 24]. Il est bien connu que ces estimateurs sont non-biaisés, équivariants et à variance minimale. Les seuils de détection adaptatifs pour un clutter Log-normal, équation (4.2), et pour un clutter Weibull, équation (4.3), sont donc estimés au moyen d'une combinaison linéaire d'un ensemble homogène sélectionné de cellules ordonnées dont les coefficients de pondération sont déterminés de telle sorte que les variances des estimateurs soient minimales.

Exemples d'Estimateurs pour des Détecteurs CFAR

Pour montrer l'effet des estimateurs sur les performances d'un détecteur CFAR, nous donnons quelques exemples de courbes de détection. Ainsi, pour un clutter Log-normal homogène et décorrélé, la Figure 4.2 montre les probabilités de détection (P_d) des détecteurs BLU-, Log-t et WH-CFAR en fonction de SCR pour une fenêtre de référence de taille $N = 36$, un paramètre de forme $\sigma = 0.355$ et 0.7 et $P_{fa} = 10^{-4}$. Contrairement au détecteur WH-CFAR, lequel exhibe une P_d assez faible par rapport aux détecteurs BLU- et Log-t CFAR, lesquels présentent les mêmes P_d . Nous remarquons aussi que, lorsque le paramètre de forme σ augmente (Fouillis en épis ou spiky clutter), les P_d de tous les détecteurs diminuent et le CFAR-loss devient plus important pour le détecteur WH-CFAR. De même, pour un clutter Weibull homogène et décorrélé, la Figure 4.3 montre les P_d des détecteurs BLU-, ML-, Log-t et WH-CFAR en fonction de SCR pour $N = 36$, un paramètre de forme $\beta = 1.5$ et 3 et $P_{fa} = 10^{-4}$. Nous remarquons que, les détecteurs Log-t et WH-CFAR donnent quasiment les mêmes probabilités de détection. Plus haut, les détecteurs BLU- et ML-CFAR présentent les mêmes probabilités de détection. Nous remarquons aussi que, lorsque β diminue, les P_d des tous les détecteurs diminuent et le CFAR-loss entre le détecteur BLU- (ML-) CFAR et Log-t (WH-) CFAR augmente.

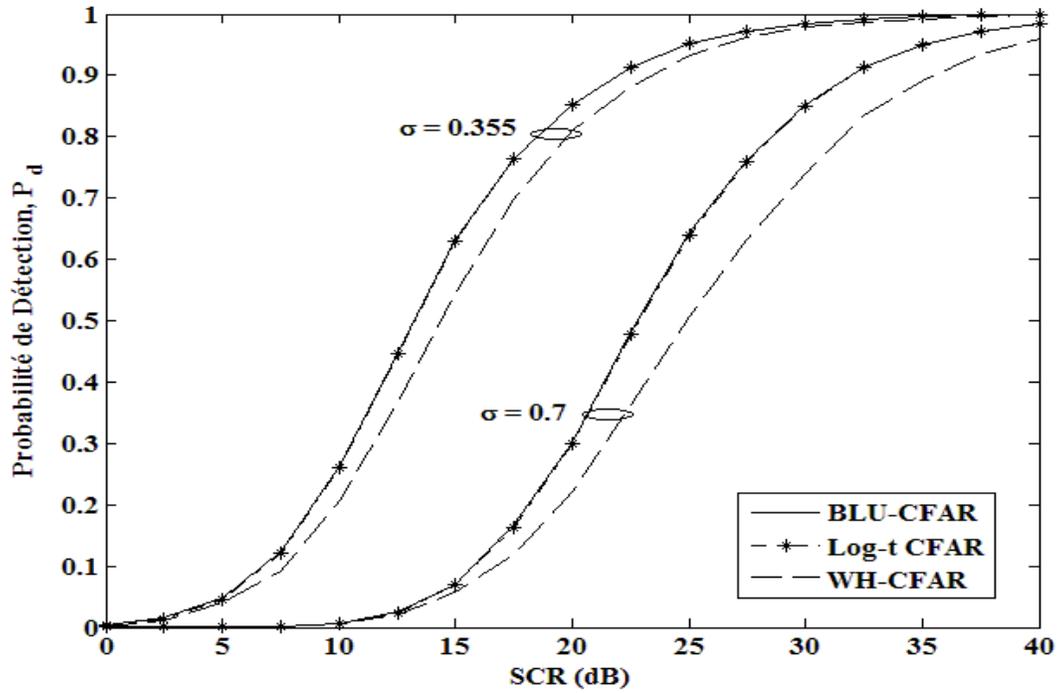


Figure 4.2 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs BLU-, Log-t et WH-CFAR pour un clutter Log-normal homogène décorrélé; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$ et $P_{fa} = 10^{-4}$.

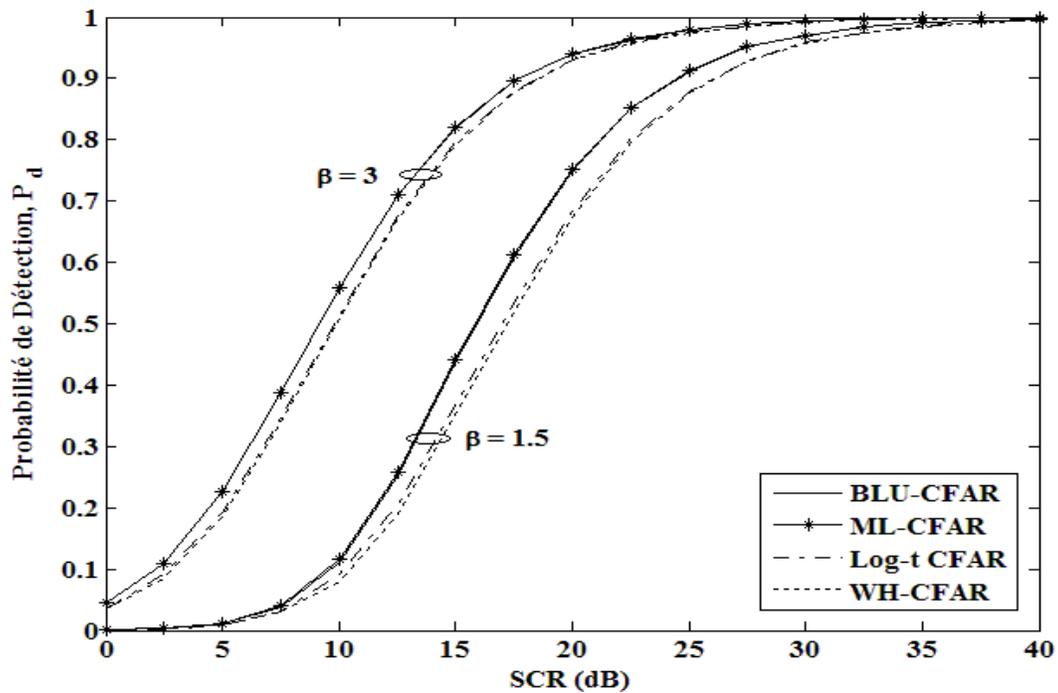


Figure 4.3 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs BLU-, ML-, WH- et Log-t CFAR pour un clutter Weibull homogène décorrélé; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$ et $P_{fa} = 10^{-4}$.

Estimateurs BLU

Maintenant que nous avons montré la conséquence du choix des bons estimateurs sur la détection, montrons comment, pour un clutter Log-normal, nous pouvons obtenir les BLUEs $\hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ de $\mu_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\sigma_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. Soit $X = [X_{\hat{m}_1+1} X_{\hat{m}_1+2} \dots X_{N-\hat{m}_2}]$ un vecteur de $(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2)$ variables aléatoires Normale corrélées de paramètres inconnus $\mu_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\sigma_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. Les éléments de ce vecteur sont classés par ordre croissant donnant le vecteur ordonné $X = [X_{(\hat{m}_1+1)} X_{(\hat{m}_1+2)} \dots X_{(N-\hat{m}_2)}]$. D'autre part, soit $Z = [Z_{\hat{m}_1+1} Z_{\hat{m}_1+2} \dots Z_{N-\hat{m}_2}]^T$ un vecteur de $(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2)$ variables aléatoires Normale standard corrélées, i.e., $N(0, 1)$. Les éléments de ce dernier sont aussi classés par ordre croissant donnant le vecteur ordonné $Z = [Z_{(\hat{m}_1+1)} Z_{(\hat{m}_1+2)} \dots Z_{(N-\hat{m}_2)}]^T$. Le vecteur moyen de Z , noté EZ , est connu. Rappelons que les éléments du vecteur d'entrée Y sont corrélés; le coefficient de corrélation entre deux éléments successifs est noté ρ . Ainsi, les éléments $EZ_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ du vecteur EZ sont calculés une fois pour toutes en fonction de N et ρ . Ensuite, nous n'utiliserons que les éléments $EZ = (EZ_{(i)})$, $i = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$. La matrice de covariance de Z , notée B , est connue. Ses éléments sont calculés une fois pour toutes en fonction de N et ρ . De même, pour la suite, nous n'utiliserons que les éléments $B = (B_{ij})$, $i, j = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$. Donc, $C = [1, EZ]$ est une matrice de taille $[(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2) \times 2]$. Par conséquent, les meilleurs estimateurs linéaires sans biais $\hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ sont donnés par [24]:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} \\ \hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2} \end{bmatrix} = (C^T B^{-1} C)^{-1} C^T B^{-1} X = \begin{bmatrix} a_{\hat{m}_1+1} & a_{\hat{m}_1+2} & \dots & a_{N-\hat{m}_2} \\ b_{\hat{m}_1+1} & b_{\hat{m}_1+2} & \dots & b_{N-\hat{m}_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{(\hat{m}_1+1)} \\ X_{(\hat{m}_1+2)} \\ \vdots \\ X_{(N-\hat{m}_2)} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Similairement, pour un clutter Weibull, les BLUEs $\hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ de $a_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $b_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ sont obtenus comme suit. Soit $X = [X_{\hat{m}_1+1} X_{\hat{m}_1+2} \dots X_{N-\hat{m}_2}]$ un vecteur de $(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2)$ variables aléatoires Gumbel corrélées de paramètres inconnus $a_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$ et $b_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$. Les éléments de ce vecteur sont également classés par ordre croissant donnant le vecteur ordonné $X = [X_{(\hat{m}_1+1)} X_{(\hat{m}_1+2)} \dots X_{(N-\hat{m}_2)}]$. Par ailleurs, soit $Z = [Z_{\hat{m}_1+1} Z_{\hat{m}_1+2} \dots Z_{N-\hat{m}_2}]^T$ un vecteur de $(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2)$ variables aléatoires Gumbel standard corrélées, i.e., $G(0, 1)$. Les éléments de ce dernier sont aussi classés par ordre croissant donnant le vecteur ordonné $Z = [Z_{(\hat{m}_1+1)} Z_{(\hat{m}_1+2)} \dots Z_{(N-\hat{m}_2)}]^T$. Le vecteur moyen de Z , noté EZ , est connu. Rappelons que les éléments du vecteur d'entrée Y sont corrélés; le coefficient de corrélation entre deux éléments successifs est noté ρ . Ainsi, les éléments $EZ_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ du vecteur EZ sont calculés une fois

pour toutes en fonction de N et ρ . Pour la suite, nous n'utiliserons que les éléments $EZ = (EZ_{(i)}), i = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$. La matrice de covariance de Z , notée B , est connue. Ses éléments sont calculés une fois pour toutes en fonction de N et ρ . De même, pour la suite, nous n'utiliserons que les éléments $B = (B_{ij}), i, j = \hat{m}_1 + 1, \hat{m}_1 + 2, \dots, N - \hat{m}_2$. Donc, $C = [1, EZ]$ est une matrice de taille $[(N - \hat{m}_1 - \hat{m}_2) \times 2]$. Par conséquent, les meilleurs estimateurs linéaires sans biais $\hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $\hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ sont donnés par [23]:

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} \\ \hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2} \end{bmatrix} = (C^T B^{-1} C)^{-1} C^T B^{-1} X = \begin{bmatrix} a_{\hat{m}_1+1} & a_{\hat{m}_1+2} & \dots & a_{N-\hat{m}_2} \\ b_{\hat{m}_1+1} & b_{\hat{m}_1+2} & \dots & b_{N-\hat{m}_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{(\hat{m}_1+1)} \\ X_{(\hat{m}_1+2)} \\ \vdots \\ X_{(N-\hat{m}_2)} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Enfin, comme $E[\hat{\mu}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}] = \mu_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $E[\hat{\sigma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}] = \sigma_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$, alors les BLUEs $\hat{\mu}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $\hat{\sigma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ sont non-biaisés. De même, comme $E[\hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}] = a_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $E[\hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}] = b_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$, alors les BLUEs $\hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ et $\hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ sont aussi non-biaisés.

4.2.3 Algorithme de Censure Automatique Bilatérale

L'algorithme de censure automatique bilatérale du processeur DACBLU-CFCAR, classe, d'abord, par ordre croissant les variables aléatoires corrélées (Normale ou Gumbel) $X_i, i = 1, 2, \dots, N$, i.e., le contenu de la fenêtre de référence. Le vecteur ordonné résultant $X = [X_{(1)} X_{(2)} \dots X_{(N)}]^T$ est alors utilisé pour obtenir \hat{m}_1 et \hat{m}_2 . Celles-ci sont ensuite censurées avec un taux de fausse censure constant (CFCR). L'algorithme de censure est basé sur le test d'hétérogénéité suivant [27]:

$$\begin{matrix} nhH \\ X_{(\hat{m}_1 + \hat{m} + 1)} > \hat{T}_{\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}} \\ \leq \\ hH \end{matrix} \quad (4.12)$$

où nhH (non homogeneous Hypothesis) désigne un environnement hétérogène et hH (homogeneous Hypothesis) désigne un environnement homogène. Le test commence avec $\hat{m}_1 = \hat{m}_2 = 0$, i.e., nous supposons que le clutter est homogène. Soit \hat{m} l'estimateur de m , nombre inconnu de cellules situées avant toute transition. Comme cela sera expliqué ultérieurement, à l'initialisation $\hat{m} = 2$. En outre, pour un clutter Log-normal, l'équation (4.2) peut être réécrite dans le cas de l'estimation du seuil de censure adaptatif $\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}}$ comme suit:

$$\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}} = \hat{\mu}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}} + \hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}} \hat{\sigma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}} \quad (4.13)$$

Similairement, pour un clutter Weibull, l'équation (4.3) peut être réécrite dans le cas de l'estimation du seuil de censure adaptatif $\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}}$, comme suit:

$$\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}} = \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} + \hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} \hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} \quad (4.14)$$

Par ailleurs, pour un clutter Log-normal, l'équation (4.8) peut être réécrite pour $\hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ et $\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ comme suit:

$$\begin{cases} \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{\hat{m}_1+\hat{m}} a_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}) X_{(i)} \\ \hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{\hat{m}_1+\hat{m}} b_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}) X_{(i)} \end{cases} \quad (4.15)$$

Dans ce cas, les coefficients de pondération a_i et b_i , $i = \hat{m}_1 + 1, \dots, \hat{m}_1 + \hat{m}$ dépendent de N , \hat{m}_1 , \hat{m} et ρ .

De même, pour un clutter Weibull, l'équation (4.9) peut être réécrite pour $\hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ et $\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ comme suit :

$$\begin{cases} \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{\hat{m}_1+\hat{m}} a_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}) X_{(i)} \\ \hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} = \sum_{i=\hat{m}_1+1}^{\hat{m}_1+\hat{m}} b_i(N, \hat{m}_1, \hat{m}) X_{(i)} \end{cases} \quad (4.16)$$

Ici aussi, les coefficients de pondération a_i et b_i , $i = \hat{m}_1 + 1, \dots, \hat{m}_1 + \hat{m}$ dépendent de N , \hat{m}_1 , \hat{m} et ρ .

Le coefficient $\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ du seuil de censure adaptatif $\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}}$ est obtenu de telle sorte que la probabilité de fausse censure (P_{fc}) soit maintenue constante pour un environnement homogène (hH). Par conséquent, la P_{fc} est donnée par:

$$P_{fc} = Prob \left\{ X_{(\hat{m}_1+\hat{m}+1)} > \hat{T}_{\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}} \setminus hH \right\} = Constante \quad (4.17)$$

Pour un clutter Log-normal, la P_{fc} donnée par l'équation (4.17), devient:

$$P_{fc} = Prob \left\{ \frac{X_{(\hat{m}_1+\hat{m}+1)} - \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}}{\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}} > \hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} \setminus H_0 \right\} = Constante \quad (4.18)$$

et pour un clutter Weibull, la P_{fc} donnée par (4.17), devient:

$$P_{fc} = Prob \left\{ \frac{X_{(\hat{m}_1+\hat{m}+1)} - \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}}{\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}} > \hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}} \setminus H_0 \right\} = Constante \quad (4.19)$$

Comme cela est indiqué précédemment, ici aussi, la pdf de la statistique $(X_{(\hat{m}_1+\hat{m}+1)} - \hat{\mu}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}})/\hat{\sigma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ est indépendante de $\mu_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ et $\sigma_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ et celle de la statistique $(X_{(\hat{m}_1+\hat{m}+1)} - \hat{a}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}})/\hat{b}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ est aussi indépendante de $a_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$ et $b_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$. Par conséquent, la propriété CFCR de l'algorithme de censure, pour un clutter Log-normal et pour un clutter Weibull, est garantie pour toutes les valeurs des paramètres de position et d'échelle. Toutefois, comme il est difficile de trouver une expression analytique de la pdf de $\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}}$, aussi bien pour un clutter Log-

normal que pour un clutter Weibull, nous déterminons le coefficient $\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$ en ayant recours aux simulations de Monte Carlo à travers les équations (4.18) et (4.19), respectivement (Annexe B).

Maintenant, supposons que nous soyons en présence d'un bord de clutter avant la CST, X_0 , Figure 2.6. Pour cela, soit \hat{m}_1 l'estimateur de $m_1 \in [0, N/2 - 1]$, le nombre inconnu de cellules indésirables baignant dans la région où le clutter a une puissance faible. Dans ce cas, la CST baigne dans la région où le clutter est de puissance élevée. De même, soit \hat{m}_2 l'estimateur de $m_2 \in [0, N/2]$, le nombre inconnu de cellules indésirables baignant dans la région où le clutter a une puissance élevée. Dans ce cas, pour une transition située après la CST, pouvant être due soit à un bord de clutter situé après la CST, Figure 2.5, soit à des interférences, Figure 2.7 ou aux deux, Figure 2.8. Dans ce cas, la CST baigne dans la région où le clutter est de puissance faible. Il est également possible de trouver deux transitions, avant et après la CST, dans la fenêtre de référence causées par la présence d'un bord de clutter et des interférences, respectivement, Figure 2.9. Notez que $m_1 = m_2 = 0$ correspond à un environnement homogène, Figure 2.4.

De plus, soit P_c la probabilité jointe de censurer simultanément m_1 et m_2 cellules. Alors,

$$\begin{aligned} P_c &= \text{Prob}\{\hat{m}_1 = m_1, \hat{m}_2 = m_2\} \\ &= f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) \end{aligned} \quad (4.20)$$

où \hat{m}_1 et \hat{m}_2 sont deux variables aléatoires discrètes ayant des valeurs dans les sous-ensembles finis $\mathfrak{S}_1 = \{0, 2, \dots, N/2 - 1\}$ et $\mathfrak{S}_2 = \{0, 1, \dots, N/2\}$, respectivement, et $f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2)$ est la pdf jointe de \hat{m}_1 et \hat{m}_2 . Elle satisfait [1]:

$$\sum_{m_1 \in \mathfrak{S}_1} \sum_{m_2 \in \mathfrak{S}_2} f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) = 1, \quad f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) \geq 0 \quad (4.21)$$

Notons que $(\hat{m}_1 = m_1)$ et $(\hat{m}_2 = m_2)$ sont des événements indépendants, et donc \hat{m}_1 et \hat{m}_2 sont des variables statistiquement indépendantes; à savoir:

$$\begin{aligned} P_c &= \text{Prob}\{\hat{m}_1 = m_1\} \text{Prob}\{\hat{m}_2 = m_2\} \\ &= f_{\hat{m}_1}(m_1) f_{\hat{m}_2}(m_2) \end{aligned} \quad (4.22)$$

où $f_{\hat{m}_1}(m_1)$ et $f_{\hat{m}_2}(m_2)$ sont les pdfs marginales de \hat{m}_1 et \hat{m}_2 , respectivement. Elles sont définies par:

$$\begin{aligned} f_{\hat{m}_1}(m_1) &= \text{Prob}\{\hat{m}_1 = m_1\} \\ &= \sum_{m_2 \in \mathfrak{S}_2} f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) \end{aligned} \quad (4.23)$$

$$\begin{aligned} f_{\hat{m}_2}(m_2) &= \text{Prob}\{\hat{m}_2 = m_2\} \\ &= \sum_{m_1 \in \mathfrak{S}_1} f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) \end{aligned} \quad (4.24)$$

La cdf jointe de \hat{m}_1 et \hat{m}_2 est définie par:

$$\begin{aligned} F_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) &= Prob\{\hat{m}_1 \leq m_1, \hat{m}_2 \leq m_2\} \\ &= \sum_{u \leq m_1} \sum_{v \leq m_2} f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(u, v) \end{aligned} \quad (4.25)$$

Comme \hat{m}_1 et \hat{m}_2 sont des variables indépendantes, $(\hat{m}_1 \leq m_1)$ et $(\hat{m}_2 \leq m_2)$ sont aussi des événements indépendants [1]. Donc,

$$\begin{aligned} F_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(m_1, m_2) &= Prob\{\hat{m}_1 \leq m_1\} Prob\{\hat{m}_2 \leq m_2\} \\ &= F_{\hat{m}_1}(m_1) F_{\hat{m}_2}(m_2) \end{aligned} \quad (4.26)$$

où $F_{\hat{m}_1}(m_1)$ et $F_{\hat{m}_2}(m_2)$ sont les cdfs marginales de \hat{m}_1 et \hat{m}_2 , respectivement. Elles sont définies par:

$$\begin{aligned} F_{\hat{m}_1}(m_1) &= Prob\{\hat{m}_1 \leq m_1\} \\ &= \sum_{u \leq m_1} \sum_{v \in \mathfrak{S}_2} f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(u, v) \end{aligned} \quad (4.27)$$

$$\begin{aligned} F_{\hat{m}_2}(m_2) &= Prob\{\hat{m}_2 \leq m_2\} \\ &= \sum_{u \in \mathfrak{S}_1} \sum_{v \leq m_2} f_{\hat{m}_1, \hat{m}_2}(u, v) \end{aligned} \quad (4.28)$$

Comme il est difficile de trouver des expressions analytiques pour $f_{\hat{m}_1}(m_1)$ et $f_{\hat{m}_2}(m_2)$, nous recourons aux simulations de Monte Carlo pour déterminer P_c .

Tout algorithme de censure automatique peut conduire à des situations indésirables; à savoir, la sous-censure (under-censoring) et la sur-censure (over-censoring) [33, 35, 37, 38]. La première engendre un effet de masque ou un effet de capture, tandis que la deuxième induit une dégradation de la probabilité de détection. Pour quantifier ces situations, nous les représentons souvent par leurs probabilités respectives de sous-censure (P_u) et de sur-censure (P_o). En général, l'équation (4.21) peut aussi s'écrire sous la forme:

$$\begin{aligned} & Prob\{\hat{m}_1 = m_1, \hat{m}_2 = m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 < m_1, \hat{m}_2 < m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 < m_1, \hat{m}_2 = m_2\} + \\ & Prob\{\hat{m}_1 = m_1, \hat{m}_2 < m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1, \hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1, \hat{m}_2 = m_2\} + \\ & Prob\{\hat{m}_1 = m_1, \hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 < m_1, \hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1, \hat{m}_2 < m_2\} = 1 \end{aligned} \quad (4.29)$$

où

$$\begin{aligned} P_u &= Prob\{\hat{m}_1 < m_1, \hat{m}_2 < m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 < m_1, \hat{m}_2 = m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 = m_1, \hat{m}_2 < m_2\} \\ &= Prob\{\hat{m}_1 < m_1\} Prob\{\hat{m}_2 < m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 < m_1\} Prob\{\hat{m}_2 = m_2\} \\ &\quad + Prob\{\hat{m}_1 = m_1\} Prob\{\hat{m}_2 < m_2\} \end{aligned} \quad (4.30)$$

et

$$\begin{aligned} P_o &= Prob\{\hat{m}_1 > m_1, \hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1, \hat{m}_2 = m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 = m_1, \hat{m}_2 > m_2\} \\ &= Prob\{\hat{m}_1 > m_1\} Prob\{\hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1\} Prob\{\hat{m}_2 = m_2\} \\ &\quad + Prob\{\hat{m}_1 = m_1\} Prob\{\hat{m}_2 > m_2\} \end{aligned} \quad (4.31)$$

et

$$\begin{aligned} P_r &= Prob\{\hat{m}_1 < m_1, \hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1, \hat{m}_2 < m_2\} \\ &= Prob\{\hat{m}_1 < m_1\}Prob\{\hat{m}_2 > m_2\} + Prob\{\hat{m}_1 > m_1\}Prob\{\hat{m}_2 < m_2\} \end{aligned} \quad (4.32)$$

Nous avons pu montrer par le biais des simulations de Monte Carlo que les valeurs de la probabilité résiduelle P_r représentent des quantités négligeables par rapport à celles de P_c et P_o , pour un environnement homogène, et par rapport à celles de P_u , P_c et P_o , pour un environnement hétérogène. Par conséquent, en substituant les équations (4.20), (4.30) et (4.31) dans l'équation (4.29), nous obtenons l'approximation utile suivante:

$$P_c + P_u + P_o = 1 \quad (4.33)$$

A ce stade, nous sommes en mesure de décrire l'algorithme de censure. Pour cela, nous avons besoin d'un indicateur binaire d , qui prend la valeur '0' quand il s'agit d'un environnement homogène, et la valeur '1' quand il s'agit d'un environnement hétérogène. L'algorithme de censure est organisé en trois étapes. A l'initialisation, nous supposons que l'environnement est homogène, i.e., $d = 0$ et $\hat{m}_1 = \hat{m}_2 = 0$.

Etape 1: Elle permet de rechercher une transition dans la fenêtre de référence ordonnée. S'il en existe une, d est alors mis à '1'. Auquel cas, deux situations sont envisageables. La première, *Etape 2*, la transition a eu lieu après la CST ($\hat{m} \geq N/2$), et la deuxième, *Etape 3*, la transition a eu lieu avant la CST ($\hat{m} < N/2$).

Etape 2: Afin d'éviter tout effet de masque, les $(N - \hat{m})$ cellules de puissances les plus élevées sont censurées. Si $\hat{m} = N/2$, la transition s'est produite soit dans la CST, soit dans la $(N/2 + 1)^{\text{ème}}$ cellule. Comme l'algorithme de censure ne se préoccupe pas des transitions à même la CST, ici aussi, les $(N - \hat{m})$ cellules de référence de puissances les plus élevés sont censurées.

Etape 3: Afin d'éviter tout effet de capture, les \hat{m} cellules de puissances les plus petites sont censurées. Enfin, notons, que lorsque les deux transitions se produisent de façon concomitante dans les deux demi-fenêtres, c'est-à-dire, avant et après la CST, les deux extrémités sont rejetées.

Remarquons que si $m_1 = 1$, alors l'algorithme de censure ne peut pas obtenir $\hat{m}_1 = 1$. Autrement dit, le seuil de censure adaptatif a besoin d'au moins deux cellules pour estimer le niveau du clutter; sinon, la propriété CFCR n'est plus garantie. Cette situation n'est pas handicapante car

plus la taille de la fenêtre de référence augmente, $N = 36$ par exemple, $m_1 = 1$ peut être assimilé à $m_1 = 0$. Autrement dit, dans les deux cas, l'environnement est supposé homogène.

Les étapes de cet algorithme de censure sont résumées dans ce qui suit:

Entrées: N, ρ, P_{fc} de consigne et $\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$ (Annexe B)

$$\hat{m}_1 = \hat{m}_2 = 0 \text{ et } \hat{m} = 2$$

Etape 1:

$$d = 0$$

Tant que $\hat{m} < (N - \hat{m}_1)$ et $d = 0$, calculer

Calculer $\hat{\mu}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$ et $\hat{\sigma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$, Cf. équation (4.15) pour un clutter Log-normal ou $\hat{a}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$ et $\hat{b}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$, Cf. équation (4.16) pour un clutter Weibull.

Sélectionner $\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$ pour satisfaire P_{fc} de consigne, Cf. équation (4.18) pour un clutter Log-normal ou équation (4.19) pour un clutter Weibull.

Calculer $\hat{T}_{\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}}$, Cf. équation (4.13) pour un clutter Log-normal ou équation (4.14) pour un clutter Weibull.

Effectuer le test d'hétérogénéité, Cf. équation (4.12).

$$X_{(\hat{m}_1 + \hat{m} + 1)} \begin{matrix} > \\ \leq \end{matrix} \begin{matrix} nhH \\ \hat{T}_{\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}} \\ hH \end{matrix}$$

Si nhH (Hypothèse non-homogène ou hétérogène);

$$d = 1$$

Sinon $\hat{m} = \hat{m} + 1$

Fin

Fin

Etape 2:

Si $(\hat{m} \geq N/2)$ et $(d = 1)$

$$\hat{m}_2 = N - \hat{m}$$

Fin

Etape 3:

Si ($\hat{m} < N/2$) et ($d = 1$)

Mettre $\hat{m}_1 = \hat{m}$

A ce stade, l'algorithme de censure teste s'il existe ou pas une transition après la CST.

Si $\hat{m}_1 \leq N/2 - 2$

Mettre $\hat{m} = N/2 - \hat{m}_1$

Sinon

Mettre $\hat{m} = N/2 - \hat{m}_1 + 1$

Fin

Répéter l'étape 1 uniquement

$\hat{m}_2 = N - \hat{m}_1 - \hat{m}$

Fin

Sorties: \hat{m}_1 et \hat{m}_2

L'algorithme de censure du processeur DACBLU-CFCAR est aussi donné sous forme d'organigramme en Annexe A.

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les algorithmes de censure et de détection du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal ou Weibull, spatialement corrélé et ce sans aucune connaissance préalable de la présence ou non d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Ce faisant, nous avons d'abord montré, en termes de performances de détection, pourquoi notre choix s'est porté sur le détecteur BLU-CFAR plutôt que sur un autre détecteur tel que le ML-, WH- ou Log-t CFAR. Ensuite, nous avons défini les probabilités de censure, sous-censure et sur-censure qui ont une importance avérée dans les algorithmes de censure. Enfin, nous avons décrit dans le détail l'algorithme de censure automatique. Tous les tests de performances de censure et de détection, pour différents scénarios, du processeur DACBLU-CFCAR, pour une cible de type Swerling I baignant dans un clutter Log-normal ou Weibull spatialement corrélé feront l'objet du chapitre 5.

Chapitre 5

Simulations et Discussions

Résumé

Ce chapitre est dévolu à l'évaluation, à travers des données synthétiques, des performances de censure bilatérale et de détection automatiques du processeur DACBLU-CFCAR. Nous nous intéressons à un clutter Log-normal ou Weibull spatialement corrélé, de paramètres d'échelle et de forme inconnus. Pour ce faire, nous effectuons une comparaison des performances de ce processeur avec celles du détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s) dans des cas d'une cible unique de type Swerling I et en présence d'un bord de clutter et/ou de cibles multiple. Enfin, pour le cas particulier d'un clutter IID et d'une censure unilatérale, nous comparons les performances du processeur DACBLU-CFCAR et celles des détecteurs trouvés dans la littérature radar.

Sommaire

5.1 Introduction

5.2 Evaluation des Performances du Processeur DACBLU-CFCAR

5.3 Conclusion

5.1 Introduction

En pratique, il existe plusieurs facteurs qui agissent sur les performances de censure et de détection du processeur DACBLU-CFCAR. D’abord, il y a l’environnement le quel est déterminé par la nature de la distribution qui spécifie le clutter; Log-normal ou Weibull, ses paramètres inconnus d’échelle et de forme, et de la corrélation entre deux cellules adjacentes de la fenêtre de référence, caractérisée par un coefficient de corrélation connu (ρ). Ensuite, il y a le type de la cible, Swerling I, caractérisée par une probabilité de détection (P_d) et un rapport SCR qui caractérise la puissance de la cible par rapport à celle du clutter. Il y a aussi, les probabilités de fausse censure (P_{fc}) et de fausse alarme (P_{fa}) qui définissent les caractères CFCR et CFAR des algorithmes de censure et de détection, respectivement. Enfin, il y a, en présence d’un bord de clutter, un rapport CCR et en présence d’interférences un rapport ICR, qui caractérisent aussi bien la puissance du bord de clutter que celle des cibles interférentes par rapport à celle du clutter.

Dans ce chapitre, nous évaluons, à travers les simulations de Monte Carlo, les performances des algorithmes de censure bilatérale et de détection automatiques du processeur DACBLU-CFCAR proposé et analysé dans le Chapitre 4. Pour cela, nous effectuons une comparaison des performances de ce processeur avec celles du détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s) dans des cas d’une cible unique de type Swerling I et en présence d’un bord de clutter et/ou de cibles multiples. Enfin, pour le cas particulier d’un clutter IID et d’une censure unilatérale, nous comparons les performances du processeur DACBLU-CFCAR et celles des détecteurs trouvés dans la littérature radar [33-40, 43].

Pour pouvoir mener à bien les simulations, nous utilisons Matlab. Cet outil est un langage de programmation de quatrième génération, développé par l’éditeur américain ‘The Math Works’. Son nom ‘‘Matrix Laboratory’’ signifie un environnement interactif de travail avec des matrices. C’est un outil émulé par un environnement performant de développement qui mène à bien le calcul numérique, qui demande une très grande puissance de calcul, ou symbolique et la représentation graphique. Il peut s’utiliser seul ou bien avec des boîtes à outils (toolboxes). Actuellement, nous trouvons de nombreux toolboxes qui contiennent des fonctions spécialisées permettant la résolution de différents problèmes. De ce fait, dans ce travail, nous citons une adaptation que nous avons faite pour nos besoins de simulations par la méthode de Monte Carlo. Rappelons que cette méthode permet d’évaluer des quantités déterministes à l’aide de tirages aléatoires, i.e., c’est une méthode probabiliste.

5.2 Evaluation des Performances du Processeur DACBLU-CFCAR

5.2.1 Hypothèses de Simulations

Pour tester convenablement les performances de censure et de détection du processeur DACBLU-CFCAR, nous avons mené une série de simulations de Monte Carlo. Les hypothèses que nous avons considérées sont les suivantes:

1. Un détecteur d'enveloppe linéaire (DEL).
2. Une CST X_0 caractérisée par la présence du clutter uniquement (hypothèse H_0) ou par la présence du clutter et d'une cible de type Swerling I (hypothèse H_1).
3. Une fenêtre de référence de taille $N = 36$.
4. Un clutter Log-normal ou Weibull spatialement corrélé. Bien que le coefficient de corrélation ρ soit défini dans l'intervalle $[0, 1]$, nous nous intéressons uniquement aux valeurs $\rho = 0$, pour un clutter décorréolé, $\rho = 0.5$ pour un exemple de clutter partiellement corrélé et $\rho = 1$ pour un clutter corrélé.
5. Nous supposons la présence d'un bord de clutter et/ou d'interférences dans la fenêtre de référence. De ce fait, nous traitons les cas suivants:
 - Un clutter homogène; i.e., $m_1 = m_2 = 0$.
 - Présence d'un bord de clutter avant la CST, i.e., $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$.
 - Présence d'un bord de clutter après la CST; i.e., $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$.
 - Présence d'interférences; i.e., $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$.
 - Présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; i.e., $m_1 = m_2 = 4$.
6. Une probabilité de fausse alarme désirée $P_{fa} = 10^{-4}$; sachant que le nombre des itérations (runs) indépendantes de Monte Carlo (MCR) doit être $MCR = 100/P_{fa}$ [22].
7. Une probabilité de fausse censure $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ et 10^{-3} avec $MCR = 100/P_{fc}$.
8. Des paramètres d'échelle $\mu = 1$ et de forme $\sigma = 0.355$ et 0.7 pour un clutter Log-normal
9. Des paramètres d'échelle $\alpha = 1$ et de forme $\beta = 1.5$ et 3 , pour un clutter Weibull
10. Un SCR définissant le rapport de la puissance moyenne (P_s) de la cible primaire et de la puissance moyenne (P_c) du clutter. Il est exprimé en décibel (dB) par:

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_c} \right) \quad (5.1)$$

Nous nous intéressons à $SCR \in [0, 40] dB$. Par ailleurs, comme la cible est de type Swerling I, l'amplitude de celle-ci suit une distribution Rayleigh de paramètre σ_s et de puissance moyenne $P_s = 2\sigma_s^2$ (Cf. Section 3.2.6). Par conséquent, pour un clutter modélisé par une distribution Log-normale de paramètres μ et σ (Cf. Section 3.2.4), le SCR_{dB} est donné par:

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{2\sigma_s^2}{\exp[2(\mu + \sigma^2)]} \right] \quad (5.2)$$

De même, pour un clutter modélisé par une distribution Weibull de paramètres α et β (Cf. Section 3.2.7), le SCR_{dB} est donné par:

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{2\sigma_s^2}{\alpha^2 \Gamma(2/\beta + 1)} \right] \quad (5.3)$$

11. Un ICR définissant le rapport de la puissance moyenne (P_I) de la cible interférente et de la puissance (P_C) du clutter. Il est exprimé en dB par:

$$ICR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_I}{P_C} \right) \quad (5.4)$$

Nous nous intéressons aux valeurs $ICR_{dB} = 10$ et 30 dB . Nous supposons également que toutes les cibles interférentes sont de même nature que la cible primaire, i.e., de type Swerling I.

12. Un CCR ou pas de discontinuité de la puissance moyenne du clutter, définissant le rapport de la puissance moyenne (P_{c2}) du clutter de la région de puissance élevée et de la puissance moyenne du clutter (P_{c1}) de la région de puissance faible. Il est exprimé en dB par:

$$CCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{c2}}{P_{c1}} \right) \quad (5.5)$$

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

Avant d'aller plus loin, rappelons d'abord quelques définitions utiles pour réaliser des simulations. En effet, sous l'hypothèse H_1 , la CST est une variable aléatoire Rayleigh (t) représentant la cible Swerling I, à laquelle nous ajoutons une variable aléatoire non-Gaussienne; dans notre cas Log-normale ou Weibull (c) représentant le clutter. Nous obtenons ainsi, la variable aléatoire Y_0 . A la sortie de l'amplificateur logarithmique (Cf. Figure 4.1), la variable aléatoire X_0 , représentée par la construction vectorielle de la Figure 5.1, s'écrit sous la forme la plus générale suivante [99].

$$X_0 = Ln(Y_0) = Ln(|t + c|) = Ln(\sqrt{|t|^2 + |c|^2 + 2|t||c|\cos\varphi}) \quad (5.6)$$

où $|\cdot|$ est l'opérateur modulus et φ l'angle entre t et c ; il est uniformément distribué dans l'intervalle $[0, 2\pi]$. Notons que le fait que c suive une distribution non-Gaussienne, nous ne pouvons pas connaître la nature des pdfs des composantes en phase (I_c) et en quadrature de phase (Q_c) de la variable aléatoire représentant le clutter c . Dans ce cas, une expression analytique de la pdf de X_0 est difficile à trouver. Toutefois, sous l'hypothèse H_0 , aussi bien X_0 que toute les cellules de la fenêtre de référence représentent des variables aléatoires Normale si le clutter est Log-normal et Gumbel si le clutter est Weibull. Enfin, notons que cette démarche est aussi adoptée pour générer les variables aléatoires représentant les cellules de la fenêtre de référence qui contiennent des interférences.

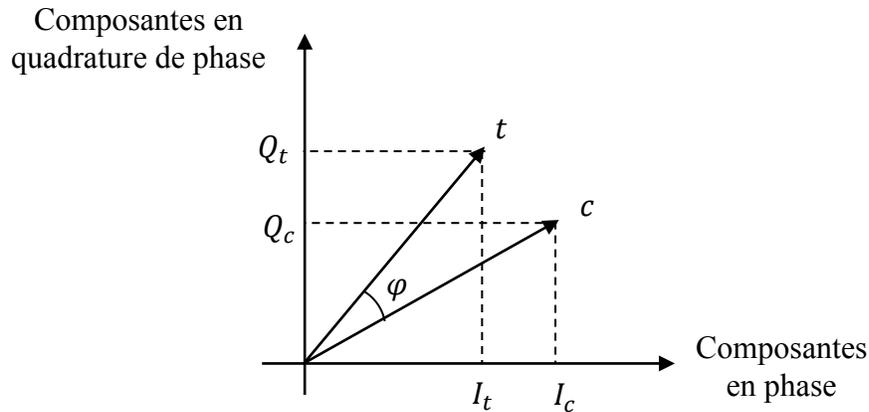


Figure 5.1 Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter.

5.2.2 Résultats de Simulations

5.2.2.1 Calcul des Coefficients des Seuils de Censure et de Détection

Rappelons, Chapitre 4, que le processeur DACBLU-CFCAR est basé sur un seuil adaptatif qui dépend des paramètres d'échelle et de forme de la distribution modélisant le clutter. De plus, nous avons utilisé le même type de seuil aussi bien pour la censure que pour la détection. A cet effet, pour une fenêtre de taille $N = 36$ et un coefficient de corrélation $\rho = 0, 0.5$ ou 1 , nous obtenons à travers les simulations de Monte Carlo, les valeurs des coefficients du seuil de censure $\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$, permettant de maintenir pour un clutter homogène une probabilité de fausse censure $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ ou 10^{-3} , à l'aide de la relation (4.18) pour un clutter Log-normal et la relation (4.19) pour un clutter Weibull. Les valeurs de $\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ sont montrées en Annexe B. Similairement, pour une probabilité de fausse alarme $P_{fa} = 10^{-4}$, nous obtenons les valeurs des coefficients du seuil de détection $\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$, à l'aide de la relation (4.5) pour un clutter Log-normal et la relation (4.6) pour un clutter Weibull. Les valeurs de $\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$ sont montrées en Annexe C.

5.2.2.2 Probabilités de Censure-Exacte, Sous-Censure et Sur-Censure

a) Clutter Homogène et Spatialement Corrélé

Nous évaluons, d'abord, l'efficacité de l'algorithme de censure automatique proposé pour un clutter Log-normal ou Weibull homogène ($m_1 = m_2 = 0$) et spatialement corrélé. Dans ce cas, la probabilité de sous-censure est nulle, i.e., $P_u = 0$. Donc, la somme des probabilités de censure-exacte (P_c) et de sur-censure (P_o) est égale à l'unité; i.e., $P_c + P_o = 1$. Ainsi, pour les mêmes valeurs de N, ρ et P_{fc} que précédemment, les Tableaux 5.1 et 5.2 montrent les valeurs de P_c et P_o de

Tableau 5.1

Probabilités P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull homogène décorrélé pour $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 ,
 $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, et $P_{fc} = 10^{-1}$, 10^{-2} et 10^{-3} .

| Clutter | Log-normal | | | Weibull | | |
|----------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 10^{-1} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-1} | 10^{-2} | 10^{-3} |
| P_{fc} | 10^{-1} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-1} | 10^{-2} | 10^{-3} |
| P_c | 0.0930 | 0.7329 | 0.9660 | 0.0590 | 0.7191 | 0.9650 |
| P_o | 0.9070 | 0.2671 | 0.0340 | 0.9410 | 0.2809 | 0.0350 |

Tableau 5.2

Probabilités P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull homogène; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\beta = 1.5$ et 3 ,
 $P_{fc} = 10^{-2}$ et $\rho = 0, 0.5$ et 1 .

| Clutter | Log-normal | | | | | | Weibull | | | | | |
|---------|------------------|--------|--------|----------------|--------|--------|---------------|--------|--------|-------------|--------|--------|
| | $\sigma = 0.355$ | | | $\sigma = 0.7$ | | | $\beta = 1.5$ | | | $\beta = 3$ | | |
| | ρ | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 |
| P_c | 0.7329 | 0.7323 | 0.7647 | 0.7329 | 0.7225 | 0.7649 | 0.7191 | 0.7268 | 0.8011 | 0.7191 | 0.7238 | 0.7821 |
| P_o | 0.2671 | 0.2677 | 0.2353 | 0.2671 | 0.2775 | 0.2351 | 0.2809 | 0.2732 | 0.1989 | 0.2809 | 0.2762 | 0.2179 |

l'algorithme de censure proposé, pour un clutter Log-normal pour $\sigma = 0.355$ et 0.7 et Weibull pour $\beta = 1.5$ et 3 . Il est clair que, Tableau 5.1, le choix de la valeur de P_{fc} influe sur l'efficacité de l'algorithme de censure. Plus précisément, nous remarquons que plus la valeur de P_{fc} diminue, plus celle de P_c augmente et mieux cela vaut. En effet, pour $P_{fc} = 10^{-1}$, la valeur de P_c est trop petite et donc inacceptable alors que pour $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , les valeurs de P_c sont élevées. Par conséquent, ces deux valeurs sont compétitives du point de vue algorithme de censure; pour les départager, nous devrions investiguer davantage leur effet respectif sur la détection dans le cas d'un clutter hétérogène. Par ailleurs, notons que, Tableau 5.2, pour $P_{fc} = 10^{-2}$, le paramètre de forme pour un clutter, Log-normal ou Weibull décorrélé ($\rho = 0$), n'a aucune influence sur l'algorithme de censure. Néanmoins, pour $\rho \neq 0$ le paramètre de forme a une influence négligeable sur celui-ci. Enfin, nous voyons que les valeurs croissantes de ρ améliorent peu les performances de l'algorithme de censure.

b) Clutter Hétérogène et Spatialement Corrélé

Evaluons, maintenant l'efficacité de l'algorithme de censure proposé dans un clutter Log-normal ou Weibull hétérogène et spatialement corrélé. Par hétérogène, nous entendons toute fenêtre de

référence dans laquelle il y a un bord de clutter et/ou des cibles interférentes. Comme les simulations précédentes montrent qu'en milieu homogène, l'algorithme de censure est beaucoup plus performant pour des valeurs de $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} que pour celle de $P_{fc} = 10^{-1}$, dans ce qui suit, cette dernière est tout simplement exclue.

b.1) Présence d'un Bord de Clutter Avant la CST

A l'exception de $P_{fc} = 10^{-1}$, pour les mêmes valeurs de N , ρ et P_{fc} que précédemment, les Tableaux 5.3 et 5.5 (clutter Log-normal) et les Tableaux 5.4 et 5.6 (clutter Weibull) montrent les valeurs de P_u , P_c et P_o en présence d'un bord de clutter avant la CST, i.e., $m_1 = 4$ cellules dans la région de clutter de puissance faible pour CCR= 10 et 30 dB et en l'absence des interférences, i.e., $m_2 = 0$. Dans ce cas, la CST immerge dans la région de clutter de puissance élevée. D'abord, nous observons que, contrairement au clutter homogène, dans ce cas, les paramètres de forme (σ) du clutter Log-normal et (β) du clutter Weibull influent sur P_u , P_c et P_o . En fait, une augmentation de σ ou une diminution de β induit une diminution de P_c et une augmentation importante de P_u . En d'autres termes, un clutter spiky génère une difficulté particulière à l'algorithme de censure pour la détection d'un bord de clutter situé avant la CST. Le clutter apparaît donc comme homogène. De plus, nous remarquons que les valeurs croissantes de CCR améliorent les performances de l'algorithme de censure. En effet, pour des petites valeurs de CCR; pour CCR= 10 dB, par exemple, la valeur de P_c est considérablement petite par rapport à celle de P_u . Dans ce cas, le seuil adaptatif de détection diminue, entraînant une augmentation de la P_{fa} ; ce qui se traduit par un effet de capture. Cet effet de capture disparaît avec l'augmentation de CCR. Toujours, à partir des mêmes tableaux, nous remarquons que les valeurs de P_u obtenues pour $P_{fc} = 10^{-3}$ sont plus élevées que celles obtenues pour $P_{fc} = 10^{-2}$, induisant une diminution drastique des valeurs correspondantes de P_c . Par conséquent, nous concluons qu'en présence d'un bord de clutter avant la CST, une $P_{fc} = 10^{-2}$ engendre de meilleures performances de censure que celles engendrées par une $P_{fc} = 10^{-3}$. Enfin, les Tableaux 5.5 et 5.6 montrent que, contrairement au cas homogène, les valeurs croissantes du coefficient de corrélation (ρ) améliorent les performances de l'algorithme de censure.

b.2) Présence d'un Bord de Clutter Après la CST

Pour les mêmes valeurs de N , ρ et P_{fc} que précédemment, les Tableaux 5.7 et 5.8 montrent pour un clutter Log-normal pour $\sigma = 0.355$ ou Weibull pour $\beta = 3$, les valeurs de P_u , P_c et P_o en présence d'un bord de clutter après la CST, i.e., $m_2 = 4$ cellules dans la région de clutter de puissance élevée

Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Corrélé

Tableau 5.3

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et CCR = 10 et 30 dB.

| CCR (dB) | 10 | | | | 30 | | | |
|----------------------------|-----------------------------|------------|-----------------------------|------------|-----------------------------|------------|-----------------------------|------------|
| P_{fc} | 10^{-2} | | 10^{-3} | | 10^{-2} | | 10^{-3} | |
| σ | 0.355 | 0.7 | 0.355 | 0.7 | 0.355 | 0.7 | 0.355 | 0.7 |
| P_u | 0.9555 | 0.8440 | 0.9956 | 0.9839 | 0.1853 | 0.8325 | 0.7150 | 0.9752 |
| P_c | 0.0238 | 0.0074 | 0.0033 | 0.0008 | 0.7920 | 0.1588 | 0.2844 | 0.0247 |
| P_o | 0.0178 | 0.0829 | 0.0010 | 0.0085 | 0.0227 | 0.0087 | 0.0006 | 0.0001 |

Tableau 5.4

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et CCR = 10 et 30 dB.

| CCR (dB) | 10 | | | | 30 | | | |
|----------------------------|-----------------------------|----------|-----------------------------|----------|-----------------------------|----------|-----------------------------|----------|
| P_{fc} | 10^{-2} | | 10^{-3} | | 10^{-2} | | 10^{-3} | |
| β | 1.5 | 3 | 1.5 | 3 | 1.5 | 3 | 1.5 | 3 |
| P_u | 0.7251 | 0.8250 | 0.9653 | 0.9802 | 0.8509 | 0.3301 | 0.9787 | 0.8032 |
| P_c | 0.0075 | 0.0140 | 0.0010 | 0.0016 | 0.0543 | 0.6448 | 0.0079 | 0.1944 |
| P_o | 0.1424 | 0.1292 | 0.0167 | 0.0159 | 0.0903 | 0.0251 | 0.0133 | 0.0024 |

Tableau 5.5

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et CCR = 10 et 30 dB.

| CCR (dB) | 10 | | | | | | 30 | | | | | |
|----------------------------|--------------|------------|----------|------------|------------|----------|--------------|------------|----------|------------|------------|----------|
| σ | 0.355 | | | 0.7 | | | 0.355 | | | 0.7 | | |
| ρ | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 |
| P_u | 0.9555 | 0.8770 | 0.1564 | 0.8440 | 0.8087 | 0.4097 | 0.1853 | 0.0697 | 0.0268 | 0.8325 | 0.6152 | 0.0364 |
| P_c | 0.0238 | 0.0829 | 0.7719 | 0.0074 | 0.0172 | 0.4731 | 0.7920 | 0.9020 | 0.9027 | 0.1588 | 0.3688 | 0.8939 |
| P_o | 0.0178 | 0.0301 | 0.0652 | 0.0829 | 0.0955 | 0.0726 | 0.0227 | 0.0283 | 0.0705 | 0.0087 | 0.0157 | 0.0694 |

Tableau 5.6

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST;
 $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et CCR = 10 et 30 dB.

| CCR (dB) | 10 | | | | | | 30 | | | | | |
|----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 1.5 | | | 3 | | | 1.5 | | | 3 | | |
| ρ | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 |
| P_u | 0.7251 | 0.7201 | 0.5950 | 0.8250 | 0.7748 | 0.2525 | 0.8509 | 0.7557 | 0.1385 | 0.3301 | 0.1354 | 0.0304 |
| P_c | 0.0075 | 0.0100 | 0.2998 | 0.0140 | 0.0246 | 0.6537 | 0.0543 | 0.1184 | 0.7736 | 0.6448 | 0.8371 | 0.9254 |
| P_o | 0.1424 | 0.1439 | 0.0748 | 0.1292 | 0.1619 | 0.0868 | 0.0903 | 0.1195 | 0.0853 | 0.0251 | 0.0275 | 0.0442 |

Tableau 5.7

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélié en présence d'un bord de clutter après la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et CCR = 10 et 30 dB.

| Clutter | Log-normal | | | | Weibull | | | |
|----------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 10 | | 30 | | 10 | | 30 | |
| CCR (dB) | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} |
| P_{fc} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} |
| P_u | 0.3483 | 0.7378 | 0 | 0 | 0.3112 | 0.6000 | 0.0006 | 0.0009 |
| P_c | 0.1332 | 0.1675 | 0.4292 | 0.8019 | 0.2499 | 0.3090 | 0.5050 | 0.8768 |
| P_o | 0.4134 | 0.1102 | 0.5708 | 0.1981 | 0.3725 | 0.0781 | 0.4989 | 0.1223 |

Tableau 5.8

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull en présence d'un bord de clutter après la CST;
 $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et CCR = 10 et 30 dB.

| Clutter | Log-normal | | | | | | Weibull | | | | | |
|----------|------------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 10 | | | 30 | | | 10 | | | 30 | | |
| CCR (dB) | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 1 |
| P_u | 0.3483 | 0.2819 | 0.0625 | 0 | 0 | 0 | 0.3112 | 0.2871 | 0.0855 | 0.0006 | 0.0002 | 0.0002 |
| P_c | 0.1632 | 0.2351 | 0.6827 | 0.4292 | 0.4607 | 0.7431 | 0.2499 | 0.3261 | 0.6822 | 0.505 | 0.5782 | 0.7594 |
| P_o | 0.4134 | 0.4129 | 0.2446 | 0.5708 | 0.5393 | 0.2569 | 0.3725 | 0.3326 | 0.2205 | 0.4989 | 0.4215 | 0.2404 |

pour CCR= 10 et 30 dB et $m_1 = 0$. Dans ce cas, la CST immerge dans la région de clutter de puissance faible. D'abord, nous remarquons que les valeurs croissantes de CCR accroissent les valeurs de la P_c et P_o . En effet, contrairement au cas précédent, la taille de la population homogène

utilisée pour estimer le niveau du clutter diminue induisant une diminution de la probabilité de détection (P_d). Ensuite, au regard des valeurs de la P_c , Tableau 5.7, les performances de l'algorithme de censure sont meilleures pour $P_{fc} = 10^{-3}$ que pour $P_{fc} = 10^{-2}$. Cependant, pour $P_{fc} = 10^{-3}$, une diminution de CCR entraîne une augmentation considérable de P_u . Auquel cas, le seuil de détection augmente induisant un effet de masque. Par ailleurs, bien que non représenté dans les tableaux, ici aussi, une augmentation de σ ou une diminution de β induit une diminution de la P_c et une augmentation importante de la P_u . Enfin, le Tableau 5.8 montre que, contrairement au cas homogène, les valeurs croissantes du coefficient de corrélation (ρ) améliorent les performances de l'algorithme de censure.

b.3) Présence des Interférences

Toujours pour les mêmes valeurs de N, ρ et P_{fc} que précédemment, le Tableau 5.9 montre les valeurs de P_u, P_c et P_o en présence de $m_2 = 4$ interférences seulement; i.e., situation de cibles multiple où $ICR = 10$ et 30 dB, pour un clutter Log-normal ou Weibull. Nous observons qu'une augmentation de ICR engendre une augmentation de P_c . Ainsi, nous remarquons que les valeurs croissantes de ICR accroissent les valeurs de P_c et P_o . En effet, similairement au cas précédent, la taille de la population homogène utilisée pour estimer le niveau du clutter diminue induisant une diminution de la probabilité de détection (P_d). Ensuite, au regard des valeurs de la P_c , les performances de l'algorithme de censure sont meilleures pour $P_{fc} = 10^{-3}$ que pour $P_{fc} = 10^{-2}$. Cependant, pour $P_{fc} = 10^{-3}$, une diminution de ICR entraîne une augmentation considérable de P_u . Auquel cas, le seuil de détection augmente induisant un effet de masque. Par ailleurs, bien que non représenté dans ce tableau, ici aussi, une augmentation de σ ou une diminution de β induit une

Tableau 5.9

Probabilités P_u, P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorréolé en présence des interférences;
 $N = 36, \sigma = 0.355, \beta = 3, \rho = 0, m_1 = 0$ et $m_2 = 4, P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et $ICR = 10$ et 30 dB.

| Clutter | Log-normal | | | | Weibull | | | |
|----------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 10 | | 30 | | 10 | | 30 | |
| ICR (dB) | | | | | | | | |
| P_{fc} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} |
| P_u | 0.4746 | 0.8101 | 0.0102 | 0.0230 | 0.4435 | 0.7440 | 0.0083 | 0.0171 |
| P_c | 0.1089 | 0.1104 | 0.4169 | 0.7807 | 0.1628 | 0.1819 | 0.533 | 0.8613 |
| P_o | 0.3201 | 0.0746 | 0.5714 | 0.1958 | 0.3050 | 0.0594 | 0.4872 | 0.1212 |

diminution de P_c et une augmentation importante de P_u . De même, contrairement au cas homogène, les valeurs croissantes du coefficient de corrélation (ρ) améliorent les performances de l'algorithme de censure.

b.4) Présence d'un Bord de Clutter et d'Interférences

Cette situation est la plus complexe dans la détection radar. Autrement dit, nous sommes dans le cas de la présence concomitante d'un bord de clutter et d'interférences ($m_1 \neq 0$ et $m_2 \neq 0$). Le Tableau 5.10 montre les valeurs de P_c , P_u et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélié ($\rho = 0$) pour $m_1 = m_2 = 4$, ICR = CCR = 10 et 30 dB et $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} . D'abord, nous observons qu'une augmentation de ICR et CCR engendre un accroissement important de P_c et assez modéré de P_o , et une diminution considérable de P_u . Ainsi, l'algorithme de censure est très sensible aux variations de ICR et CCR. Par conséquent, plus ces deux rapports sont élevés, meilleure est la censure. Toujours, à partir du même tableau, nous remarquons que les valeurs de P_u obtenues pour $P_{fc} = 10^{-3}$ sont plus élevées que celles obtenues pour $P_{fc} = 10^{-2}$, induisant une diminution drastique des valeurs correspondantes de P_c . Par conséquent, nous concluons qu'en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences, une $P_{fc} = 10^{-2}$ engendre de meilleures performances de censure que celles engendrées par une $P_{fc} = 10^{-3}$. Pour le reste, c'est-à-dire, bien que non représenté dans ces tableaux, ici aussi, une augmentation de σ ou une diminution de β induit une diminution de la P_c et une augmentation importante de la P_u . De même, contrairement au cas homogène, les valeurs croissantes du coefficient de corrélation (ρ) améliorent les performances de l'algorithme de censure.

Tableau 5.10

Probabilités P_u , P_c et P_o pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélié en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} et ICR = CCR = 10 et 30 dB.

| Clutter | Log-normal | | | | Weibull | | | |
|----------------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 10 | | 30 | | 10 | | 30 | |
| ICR = CCR (dB) | | | | | | | | |
| P_{fc} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} | 10^{-2} | 10^{-3} |
| P_u | 0.9477 | 0.9951 | 0.2067 | 0.7236 | 0.7811 | 0.9717 | 0.3172 | 0.7968 |
| P_c | 0.0036 | 0.0003 | 0.6373 | 0.2612 | 0.0027 | 0.0003 | 0.5993 | 0.1971 |
| P_o | 0.0097 | 0.0002 | 0.1560 | 0.0151 | 0.0461 | 0.0027 | 0.0830 | 0.0060 |

5.2.2.3 Probabilités de Détection

Dans cette section, nous évaluons et comparons, à travers les simulations de Monte Carlo, les performances de l'algorithme de détection automatique du processeur DACBLU-CFCAR proposé. Pour cela, nous effectuons une comparaison des performances de ce processeur avec celles du détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s) dans des cas d'une cible unique de type Swerling I et en présence d'un bord de clutter et/ou de cibles multiples. Enfin, pour le cas particulier d'un clutter IID et d'une censure unilatérale, nous comparons les performances du processeur DACBLU-CFCAR à celles des détecteurs trouvés dans la littérature radar.

a) Clutter Homogène et Spatialement Corrélé

Comme le choix de la valeur de la probabilité de fausse censure (P_{fc}) influe sur les performances de l'algorithme de censure, il serait intéressant d'investiguer son influence sur les performances de l'algorithme de détection. Etant donné que $P_{fc} = 10^{-1}$ est une valeur inconvénante car elle dégrade les performances de l'algorithme de censure, nous allons, à partir de l'algorithme de détection, d'une part conforter cette constatation et d'autre part, décider du choix de $P_{fc} = 10^{-2}$ ou 10^{-3} pour pouvoir calibrer le processeur DACBLU-CFCAR sur l'une ou l'autre valeur. A cet effet, les Figures 5.2 et 5.3 montrent pour $N = 36$, $P_{fc} = 10^{-1}$, 10^{-2} et 10^{-3} et $P_{fa} = 10^{-4}$, les probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter homogène décorrélié ($\rho = 0$) Log-normal pour $\sigma = 0.355$ et 0.7 et Weibull pour $\beta = 1.5$ et 3 , respectivement. Il est clair que les courbes de détection relatives à $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} sont meilleures que celle relative à $P_{fc} = 10^{-1}$.

Pour les mêmes conditions de simulations que précédemment, nous comparons, Figures 5.4 et 5.5, d'une part les performances de détection du processeur DACBLU-CFCAR et son correspondant à point(s) de censure fixe(s) le détecteur BLU-CFAR, et vérifions, d'autre part, l'influence de la valeur de ρ sur leurs P_d respectives. Ceci étant, nous remarquons que, pour $P_{fc} = 10^{-2}$, et indépendamment du paramètre de forme et du coefficient de corrélation, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR coïncident avec celles du détecteur BLU-CFAR pour un clutter Log-normal et un clutter Weibull. De ce fait, l'une ou l'autre valeur de la P_{fc} peut être utilisée pour calibrer le processeur DACBLU-CFCAR. Auquel cas, pour pouvoir les départager, nous devons encore évaluer les performances de l'algorithme de détection pour un clutter hétérogène. Cependant, comme $P_{fc} = 10^{-2}$ induit moins de calcul pour la détermination des coefficients du seuil adaptatif de censure, le processeur proposé peut être calibré dans un milieu homogène pour cette valeur. Dans

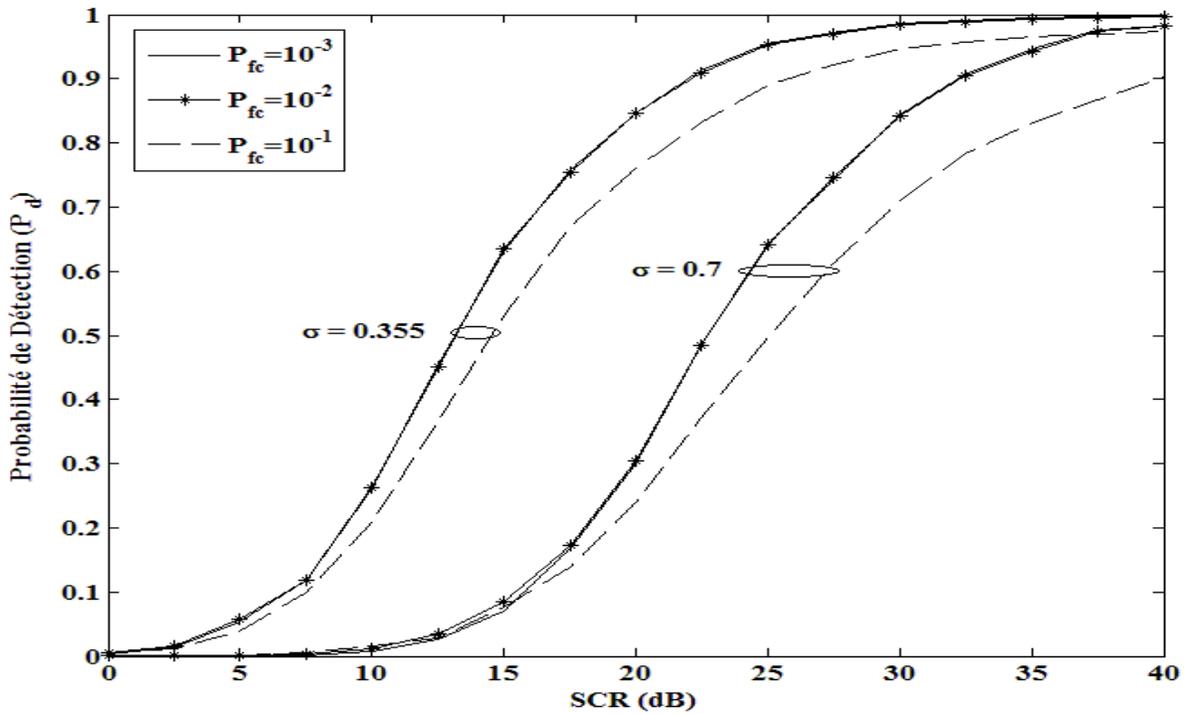


Figure 5.2 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal homogène décorrélé; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$, $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ et 10^{-3} et $P_{fa} = 10^{-4}$.

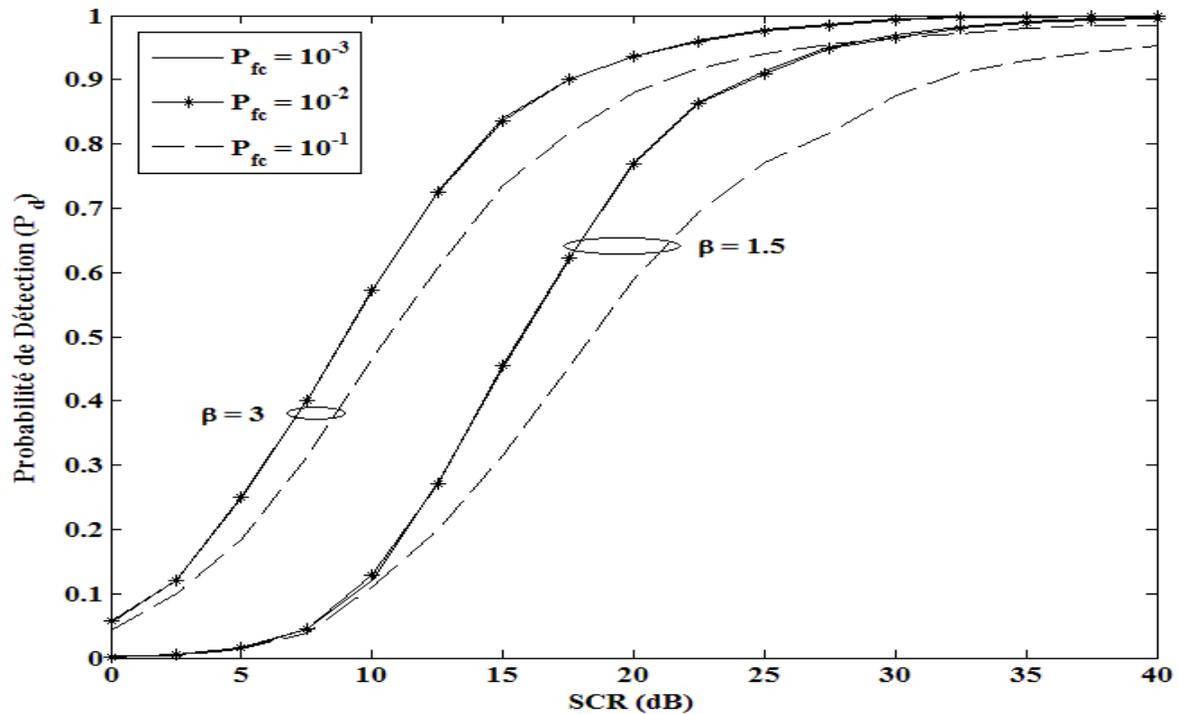


Figure 5.3 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull homogène décorrélé; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ et 10^{-3} et $P_{fa} = 10^{-4}$.

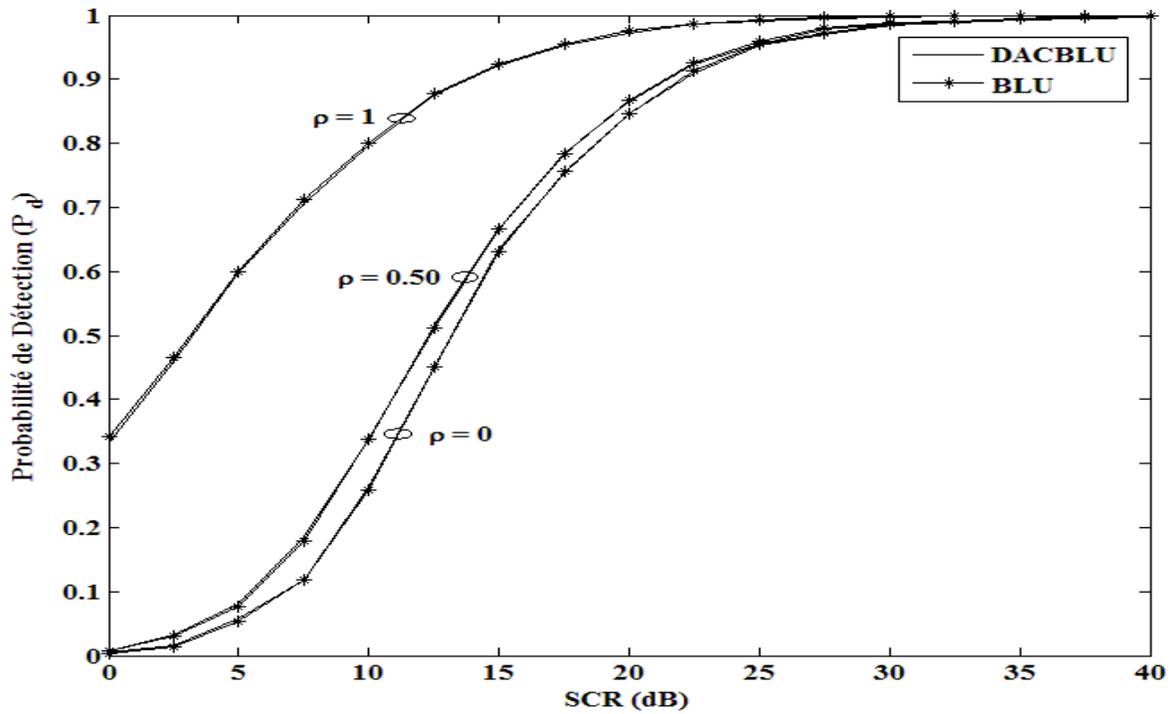


Figure 5.4 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal homogène; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$.

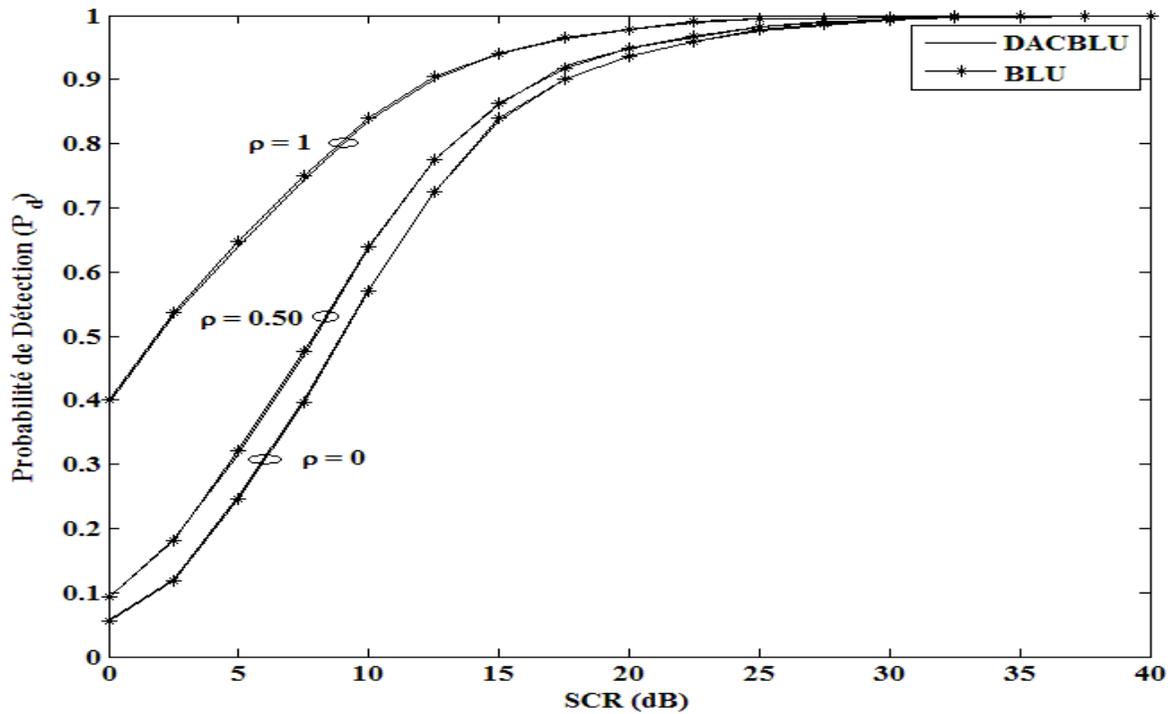


Figure 5.5 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull homogène; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$.

ce cas, nous sommes quasiment certains que celle-ci garantit des performances de détection du processeur DACBLU-CFCAR comparables à celles du détecteur BLU-CFAR. Par ailleurs, nous observons également qu'une augmentation de ρ induit une augmentation de la P_d . Ceci est cohérent car plus le clutter est corrélé, meilleure est la détection. Enfin, bien que les courbes de détection ne soient pas montrées, nous avons vérifié que celles obtenues pour $\rho = 0$ sont les mêmes que celles obtenues pour des échantillons IID.

b) Clutter Hétérogène et Spatialement Corrélé

b.1) Présence d'un Bord de Clutter Avant la CST

Toujours avec les mêmes conditions de simulation que précédemment, les Figures 5.6 et 5.7 montrent la P_d en fonction de SCR pour un clutter Log-normal ou Weibull décorrélé ($\rho = 0$) en présence d'un bord de clutter avant la CST, i.e., $m_1 = 4$ cellules dans la région de clutter de puissance faible pour CCR= 10 et 30 dB et en l'absence des interférences, i.e., $m_2 = 0$. Rappelons que dans ce cas, la CST immerge dans la région de clutter de puissance élevée. Tout d'abord, remarquons que plus les valeurs de CCR sont petites, meilleure est la détection. De plus, pour CCR=30dB, $\sigma = 0.355$ et 0.7 et $\beta = 3$, les courbes de détection obtenues pour $P_{fc} = 10^{-2}$ sont meilleures que celles obtenues pour $P_{fc} = 10^{-3}$; sinon les autres courbes sont similaires. Par conséquent, en raison du CFAR loss enregistré par les courbes de détection relatives à $P_{fc} = 10^{-3}$ par rapport à celles relatives à $P_{fc} = 10^{-2}$, nous pouvons affirmer que $P_{fc} = 10^{-2}$ est la valeur à retenir pour le calibrage du processeur DACBLU-CFCAR.

Pour les mêmes conditions de simulation que précédemment, nous comparons, Figures 5.8, 5.9, 5.10 et 5.11, d'une part les performances de détection du processeur DACBLU-CFCAR et son correspondant à point(s) de censure fixe(s) le détecteur BLU-CFAR, et vérifions, d'autre part, l'influence des valeurs de $\rho = 0, 0.5$ et 1 sur leurs P_d respectives. Ceci étant, nous remarquons que, pour $P_{fc} = 10^{-2}$, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR et du détecteur BLU-CFAR sont parfois similaires sinon très proches les unes des autres, particulièrement pour les petites valeurs de CCR. Enfin, nous observons également qu'une augmentation de ρ induit une augmentation de la P_d .

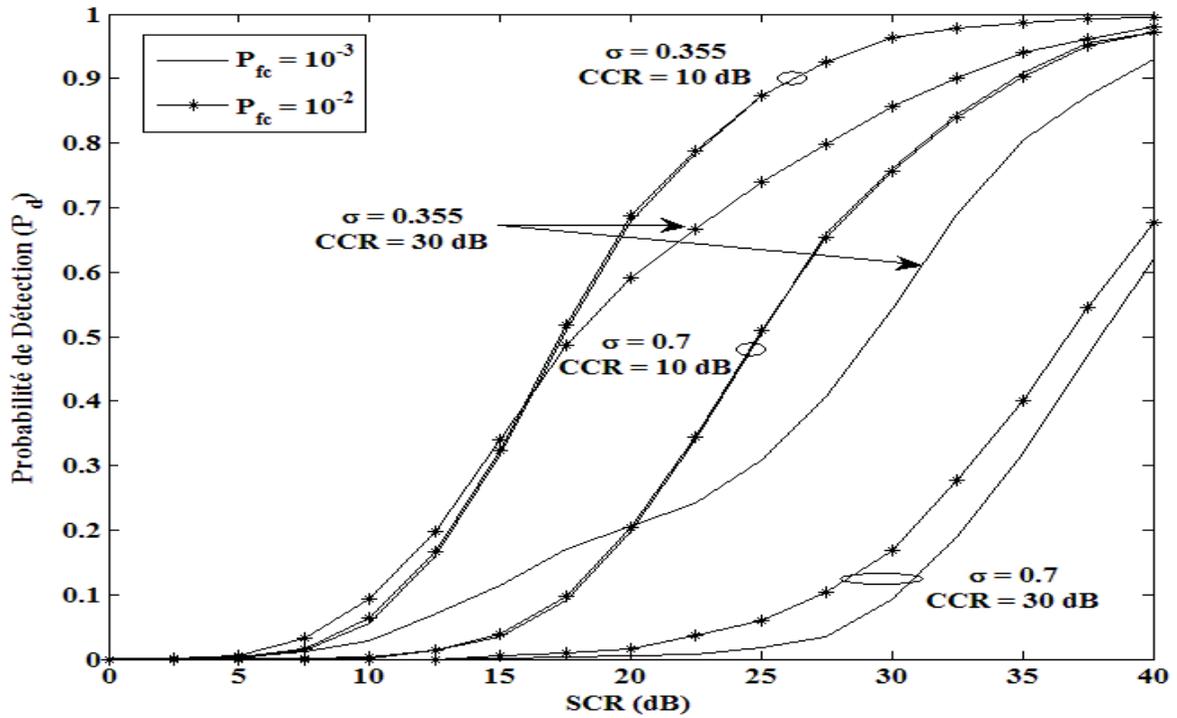


Figure 5.6 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$ et 0.7 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 10 et 30 dB.

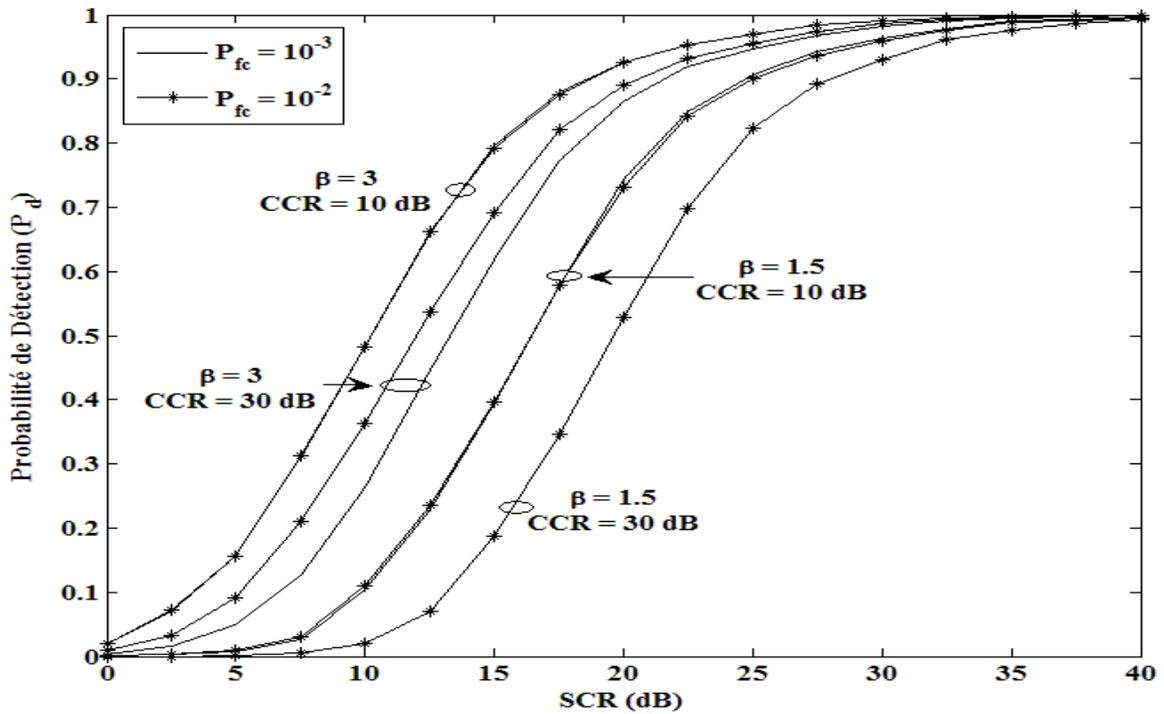


Figure 5.7 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\beta = 1.5$ et 3 , $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 10 et 30 dB.

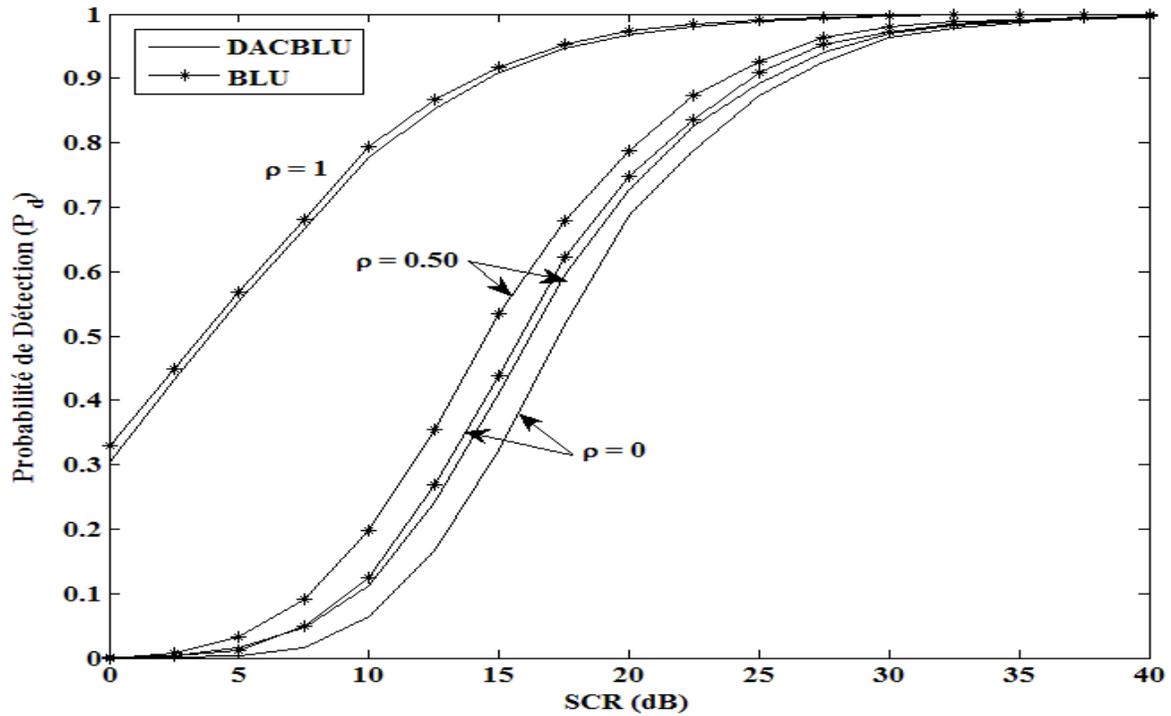


Figure 5.8 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 10$ dB.

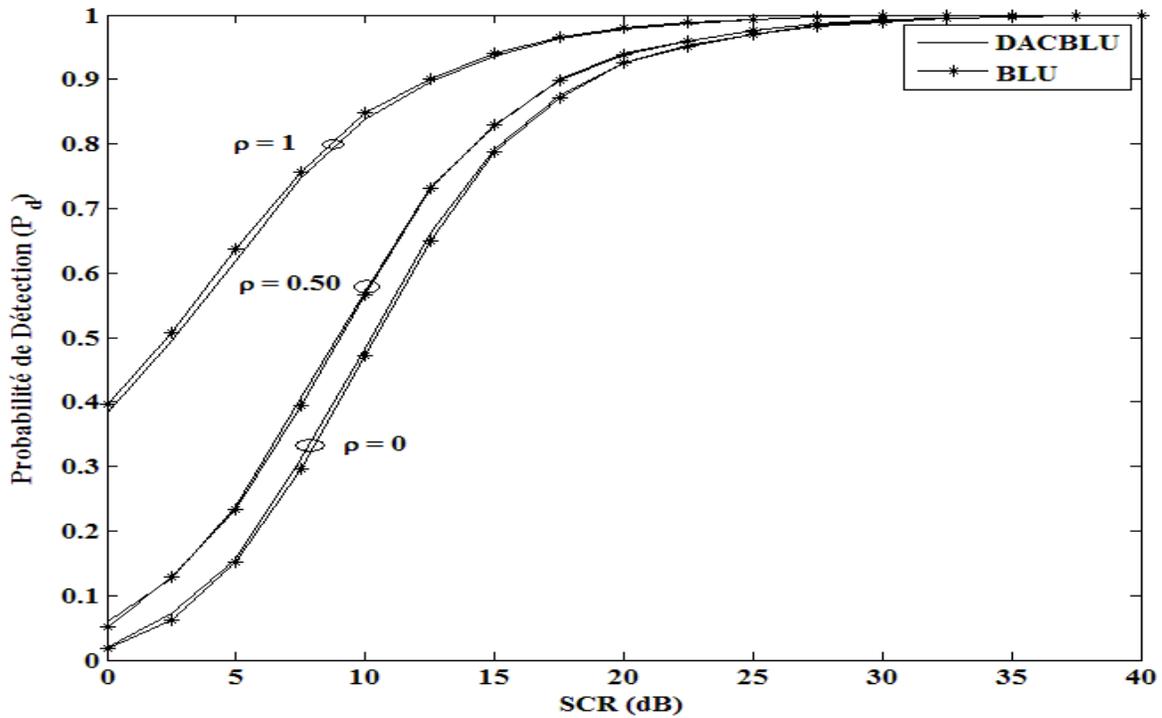


Figure 5.9 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR en présence d'un bord de clutter avant la CST dans un clutter Weibull avec $CCR = 10$ dB pour $N = 36$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $\beta = 3$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et $P_{fa} = 10^{-4}$.

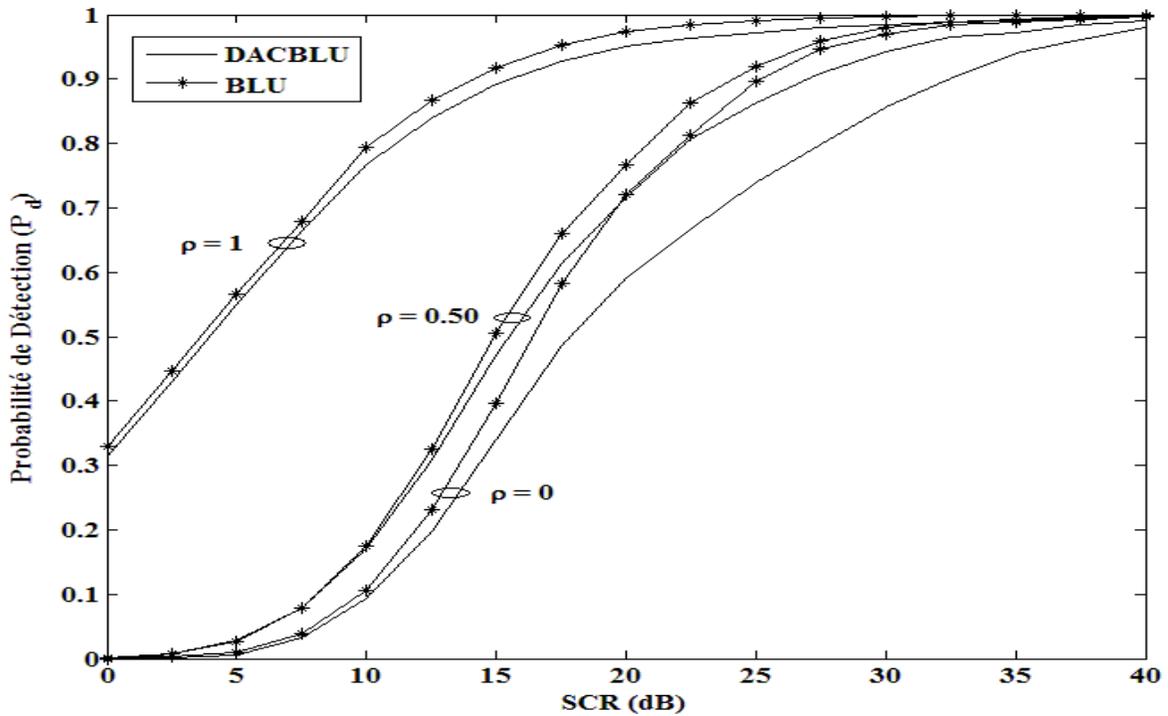


Figure 5.10 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 30$ dB.

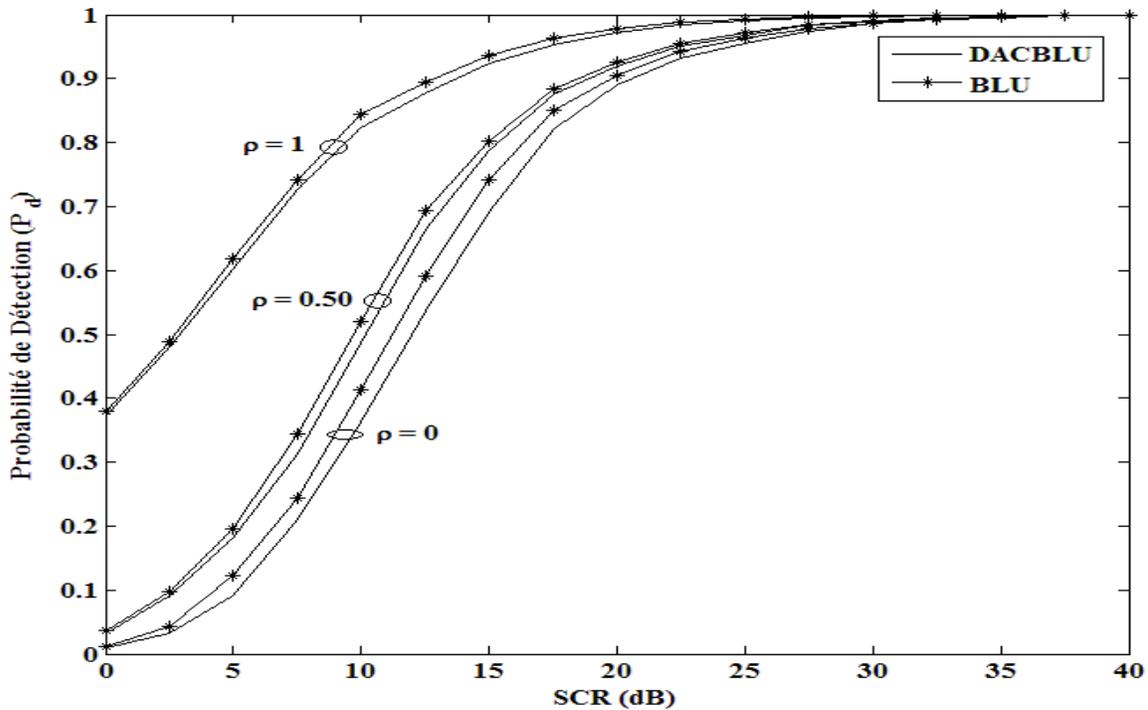


Figure 5.11 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $\beta = 3$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 30$ dB.

Enfin, pour le cas particulier d'un clutter où les échantillons sont IID, nous considérons le processeur ACBLU-CFCAR proposé dans [40] pour un clutter Log-normal et dans [43] pour un clutter Weibull. Ce processeur est basé sur un algorithme de localisation automatique de la position du bord de clutter, i.e., algorithme de censure unilatérale. Dans l'optique de faire une comparaison de ses performances et de celles du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal ou Weibull IID et pour $\rho = 0$, nous devons estimer par le biais des estimateurs BLU, pour le détecteur ACBLU-CFCAR, les paramètres de la distribution à la sortie du détecteur d'enveloppe. Les Figures 5.12 et 5.13 montrent que, quel que soit la valeur de CCR pour un clutter Log-normal ou Weibull, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR obtenues pour $\rho = 0$ et pour des échantillons IID coïncident avec celles du processeur ACBLU-CFCAR obtenues pour des échantillons IID. Ceci montre l'efficacité aussi bien des techniques de génération des vecteurs Log-normal et Weibull corrélés que celle de l'algorithme de censure bilatérale proposé dans ce travail.

b.2) Présence d'un Bord de Clutter Après la CST

Toujours avec les mêmes conditions de simulation que précédemment, les Figures 5.14 et 5.15 montrent la P_d en fonction de SCR pour un clutter Log-normal ou Weibull décorréolé ($\rho = 0$) en présence d'un bord de clutter après la CST, i.e., $m_2 = 4$ cellules dans la région de clutter de puissance élevée pour $CCR = 10$ et 30 dB et en l'absence des interférences, i.e., $m_1 = 0$. Rappelons que dans ce cas, la CST immerge dans la région de clutter de puissance faible. Tout d'abord, remarquons que plus les valeurs de CCR sont grandes, meilleure est la détection. Autrement dit, dans ce cas, l'algorithme de censure agit comme si nous étions en présence des interférences. Notons aussi que la P_d est élevée par rapport aux cas de bord de clutter situé avant la CST car comme celle-ci est dans la région de clutter de puissance faible, il est donc plus facile de la discerner du cutter que celle qui se trouve dans la région de cutter de puissance élevé. De plus, pour $CCR = 10$ dB, $\sigma = 0.355$ et $\beta = 3$, les courbes de détection obtenues pour $P_{fc} = 10^{-2}$ sont meilleures que celles obtenues pour $P_{fc} = 10^{-3}$; sinon les autres courbes sont similaires. Par conséquent, en raison du CFAR loss enregistré par les courbes de détection relatives à $P_{fc} = 10^{-3}$ par rapport à celles relatives à $P_{fc} = 10^{-2}$, la aussi, nous pouvons affirmer que $P_{fc} = 10^{-2}$ est la valeur à retenir pour le calibrage du processeur DACBLU-CFCAR.

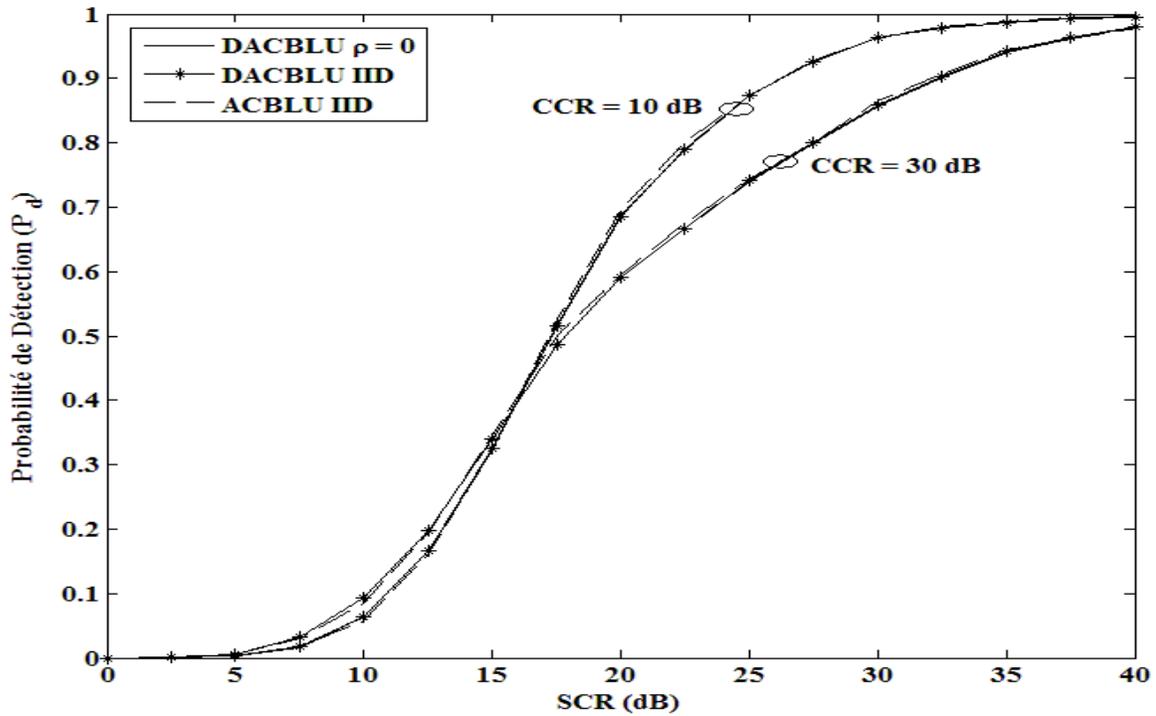


Figure 5.12 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 10 et 30 dB.

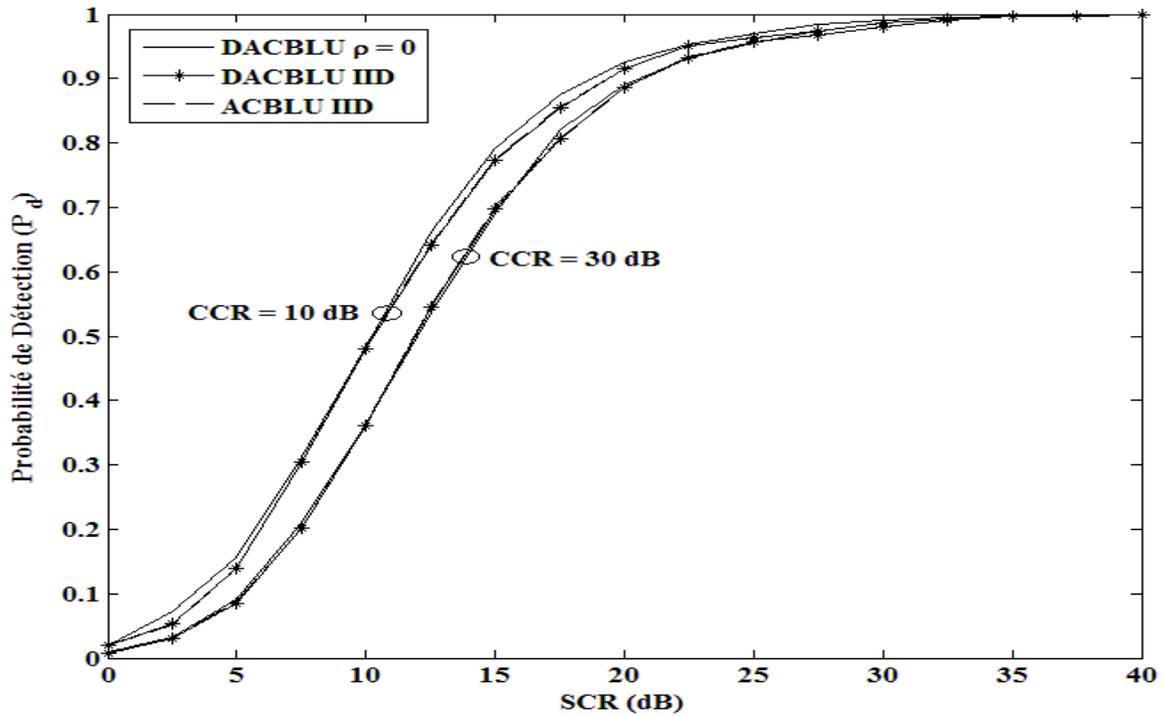


Figure 5.13 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 4$ et $m_2 = 0$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 10 et 30 dB.

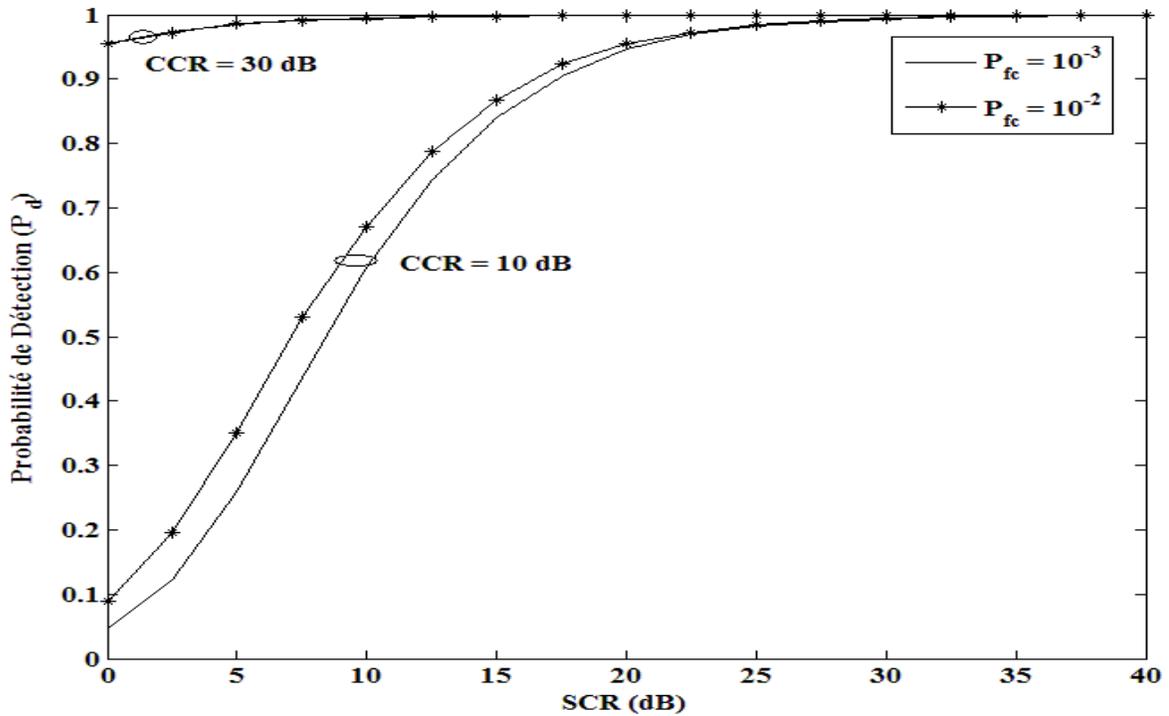


Figure 5.14 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal décorrélé en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$, et CCR = 10 et 30 dB.

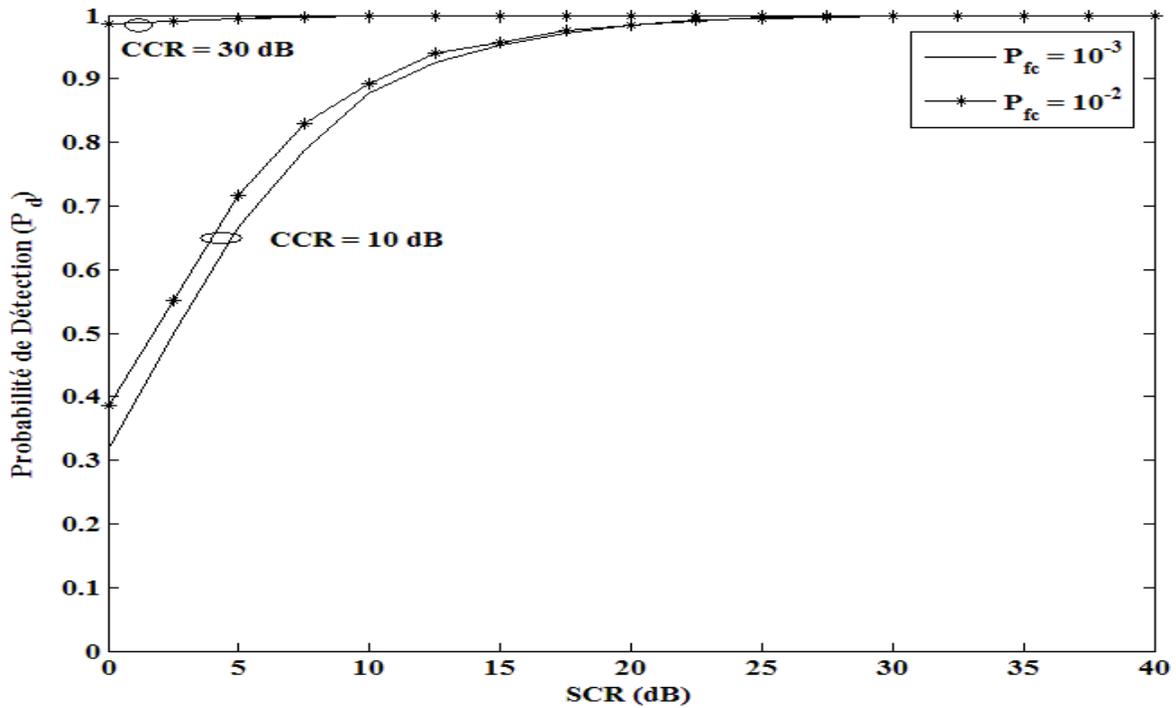


Figure 5.15 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull décorrélé en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} , $P_{fa} = 10^{-4}$, CCR = 10 et 30 dB.

Pour les mêmes conditions de simulation que précédemment, nous comparons, Figures 5.16 et 5.17, d'une part les performances de détection du processeur DACBLU-CFCAR et son correspondant à point(s) fixe(s) le détecteur BLU-CFAR, et vérifions, d'autre part, l'influence des valeurs de $\rho = 0, 0.5$ et 1 sur leurs P_d respectives. Ceci étant, nous remarquons que, pour $P_{fc} = 10^{-2}$, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR et du détecteur BLU-CFAR sont parfois similaires sinon très proches les unes des autres, particulièrement pour le clutter Weibull. Enfin, nous observons également qu'une augmentation de ρ induit une augmentation de la P_d .

Les Figures 5.18 et 5.19 montrent que, quel que soit la valeur de CCR pour un clutter Log-normal ou Weibull, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR obtenues pour $\rho = 0$ coïncident avec celles obtenues pour échantillons IID. Ceci montre encore fois l'efficacité des techniques de génération des vecteurs Log-normal et Weibull corrélés. Par ailleurs, nous remarquons qu'en présence d'un bord de clutter après la CST, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR sont meilleures que celles obtenues par le processeur ACBLU-CFCAR. Ce CFAR Loss augmente avec CCR.

b.3) Présence des Interférences

Toujours avec les mêmes conditions de simulation que précédemment et pour un clutter Log-normal ou Weibull corrélé en présence de $m_2 = 4$ interférences seulement; i.e., situation de cibles multiple où $ICR = SCR$, nous comparons, Figures 5.20 et 5.21, d'une part les performances de détection du processeur DACBLU-CFCAR et son correspondant à point(s) fixe(s) le détecteur BLU-CFAR, et vérifions, d'autre part, l'influence des valeurs de $\rho = 0, 0.5$ et 1 sur leurs P_d respectives. Ceci étant, nous remarquons que, pour $P_{fc} = 10^{-2}$, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR et du détecteur BLU-CFAR sont parfois similaires sinon très proches les unes des autres. Enfin, nous observons également qu'une augmentation de ρ induit une augmentation de la P_d .

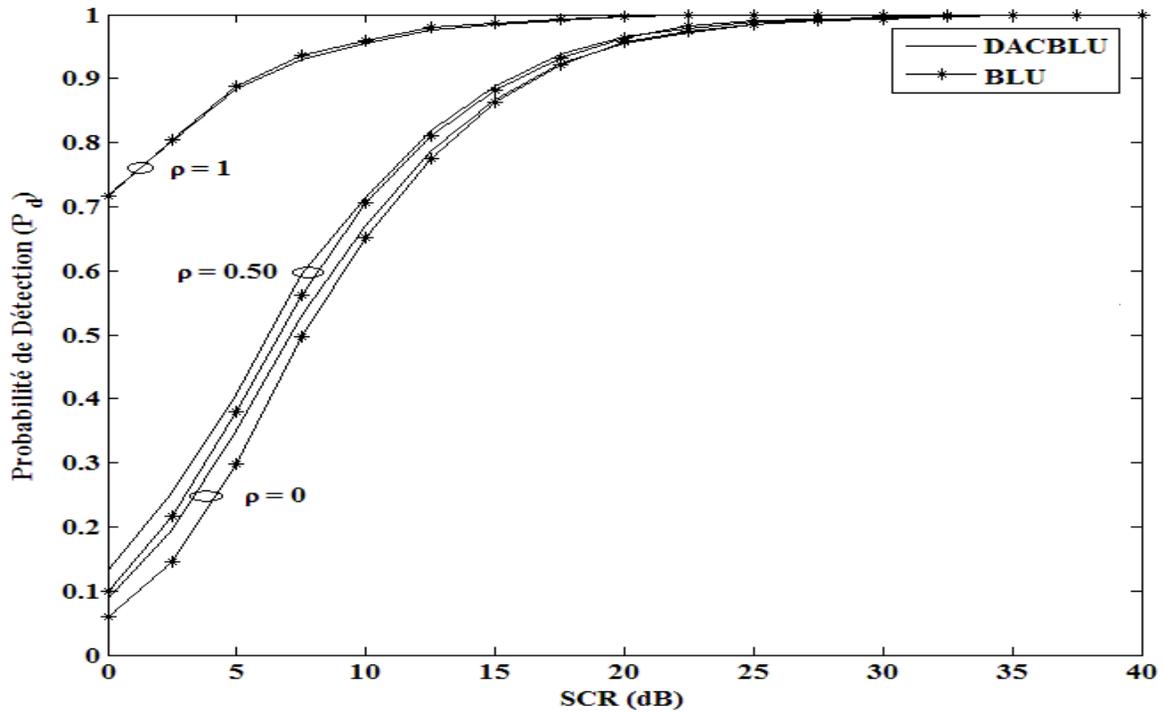


Figure 5.16 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 10$ dB.

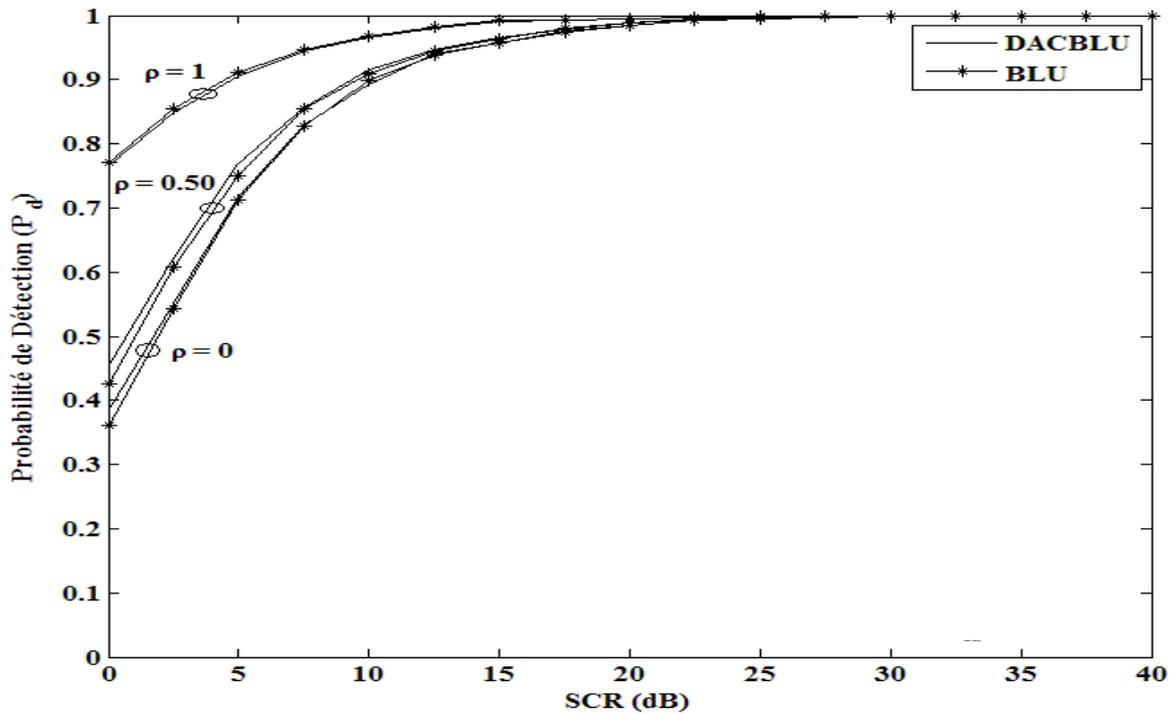


Figure 5.17 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $CCR = 10$ dB.

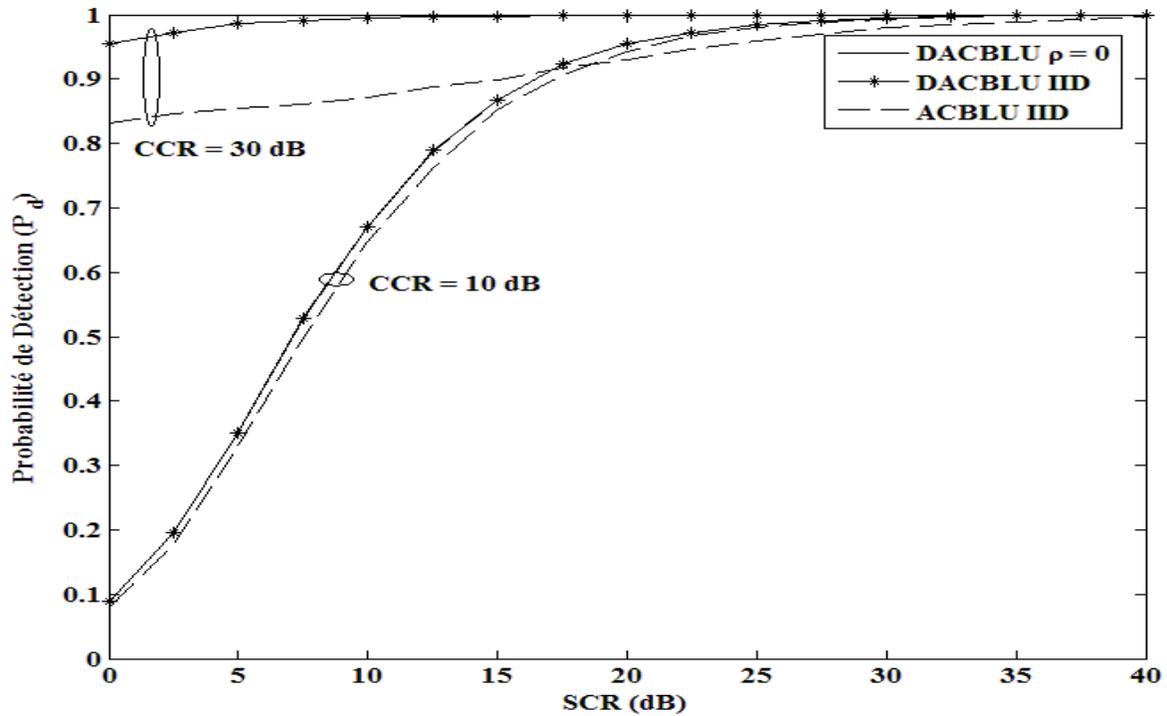


Figure 5.18 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 10 et 30 dB.

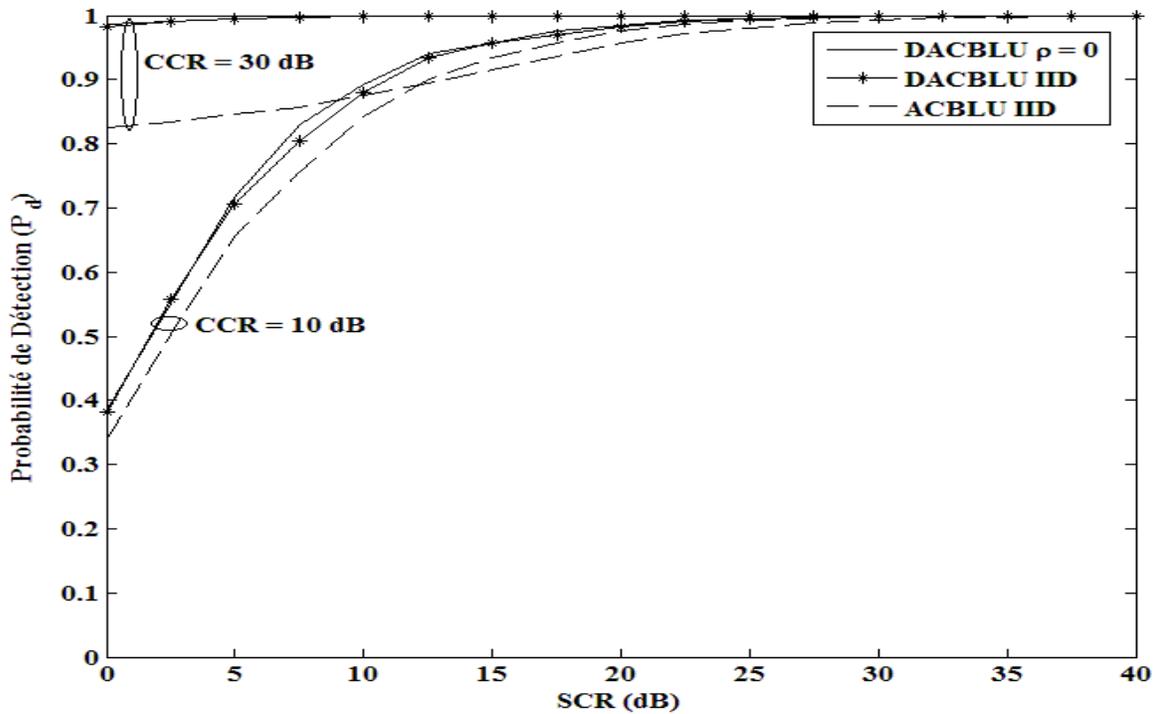


Figure 5.19 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter après la CST; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et CCR = 10 et 30 dB.

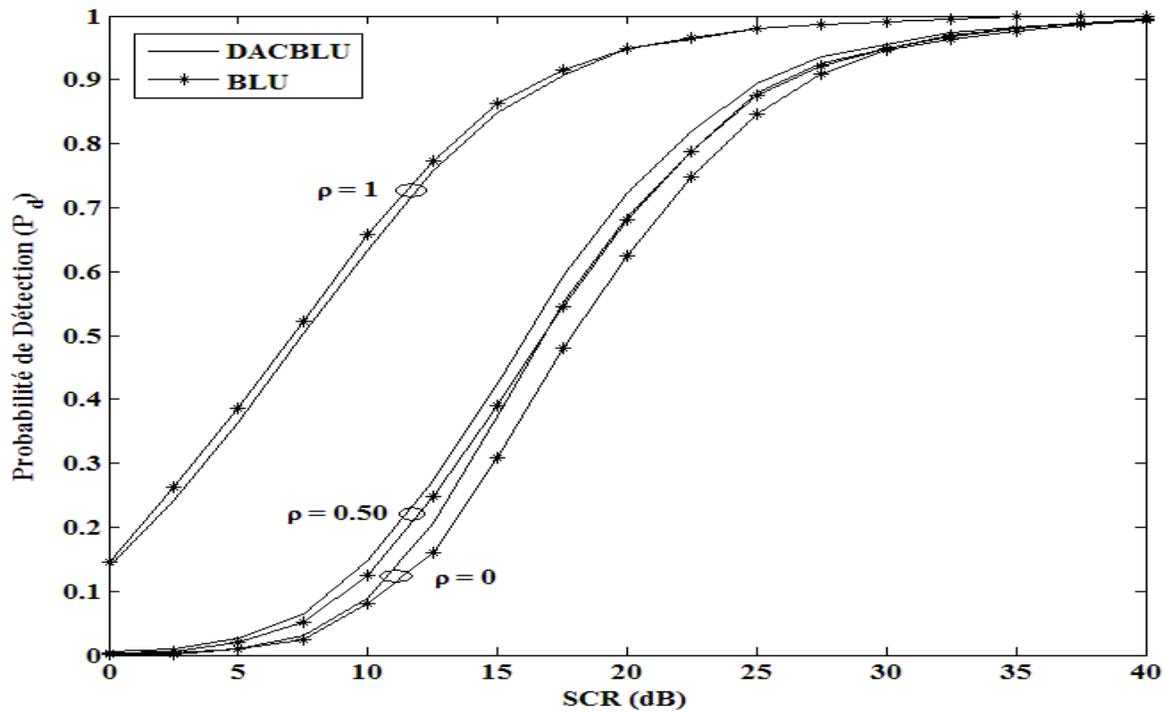


Figure 5.20 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence des interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$.

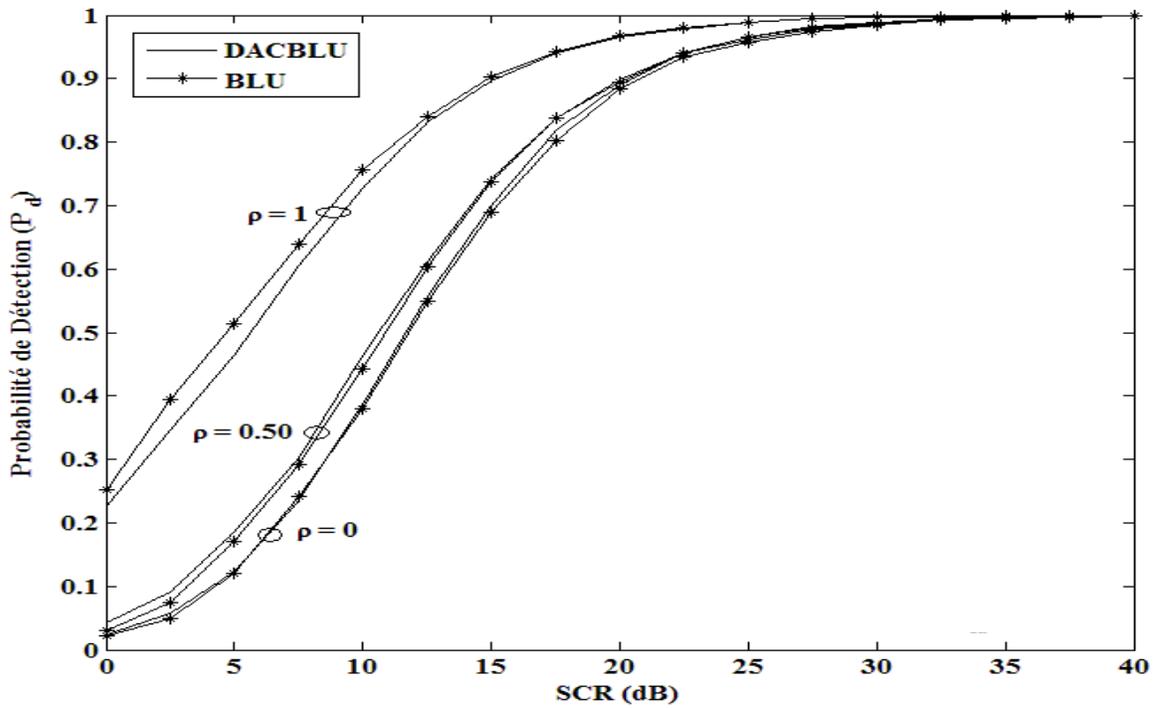


Figure 5.21 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence des interférences; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$.

Enfin, pour le cas particulier d'un clutter où les échantillons sont IID, nous considérons le processeur ACBLU-CFCAR proposé dans [36] pour un clutter Log-normal IID. Nous l'utilisons également pour un clutter Weibull IID. Ce processeur est basé sur un algorithme de censure automatique des interférences et ce sans aucune connaissance préalable de leur nombre, i.e., algorithme de censure unilatérale. Le but est de faire une comparaison de ses performances et de celles du processeur DACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal ou Weibull IID et pour $\rho = 0$. Les Figures 5.22 et 5.23 montrent que pour un clutter Log-normal ou Weibull, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR obtenues pour $\rho = 0$ et pour des échantillons IID coïncident avec celles du processeur ACBLU-CFCAR obtenues pour des échantillons IID. Par ailleurs, dans le cas d'un clutter Weibull, nous remarquons que les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR sont meilleures que celles obtenues par le processeur ACBLU-CFCAR.

b.4) Présence d'un Bord de Clutter et d'Interférences

Comme cela a été stipulé précédemment, nous sommes dans le cas de la présence concomitante d'un bord de clutter et d'interférences ($m_1 \neq 0$ et $m_2 \neq 0$). les Figures 5.24 et 5.25 montrent la P_d en fonction de SCR pour un clutter Log-normal ou Weibull corrélé pour $m_1 = m_2 = 4$, ICR = SCR, CCR=10dB et $P_{fc} = 10^{-2}$. Nous comparons, d'une part les performances de détection du processeur DACBLU-CFCAR et son correspondant à point(s) fixe(s) le détecteur BLU-CFAR, et vérifions, d'autre part, l'influence des valeurs de $\rho = 0, 0.5$ et 1 sur leurs P_d respectives. Ceci étant, nous remarquons que, pour $P_{fc} = 10^{-2}$, les courbes de détection du processeur DACBLU-CFCAR et du détecteur BLU-CFAR sont parfois similaires sinon très proches les unes des autres. Enfin, nous observons également qu'une augmentation de ρ induit une augmentation de la P_d .

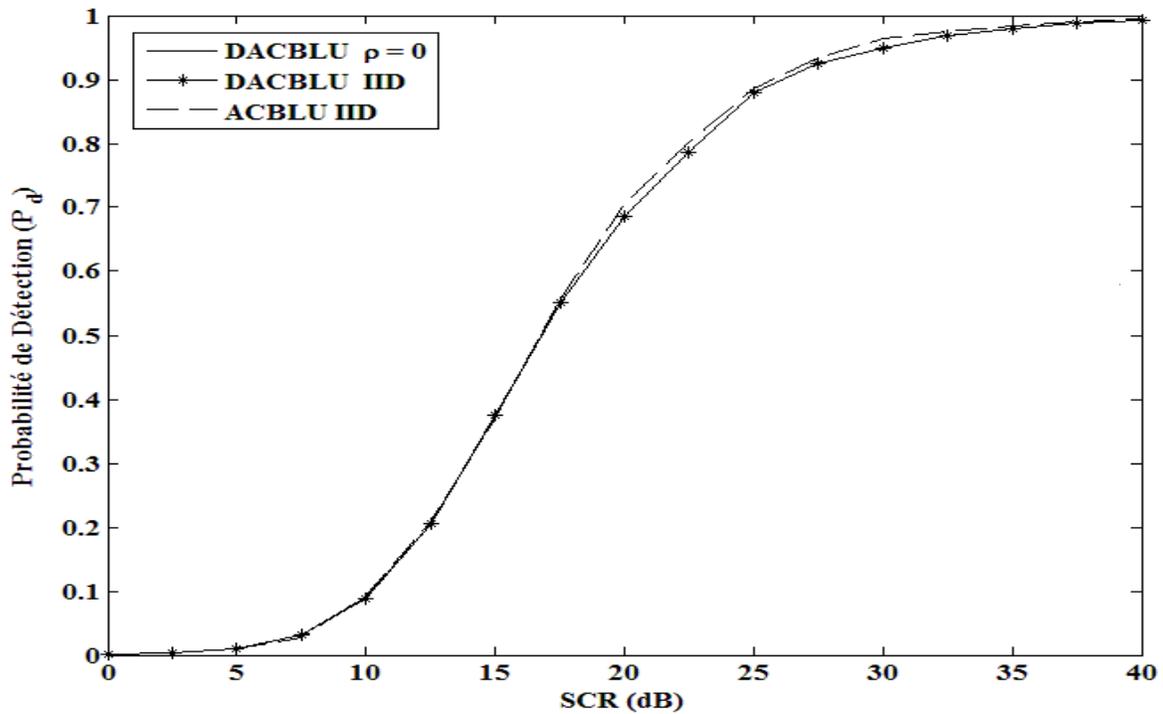


Figure 5.22 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Log-normal en présence des interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$.

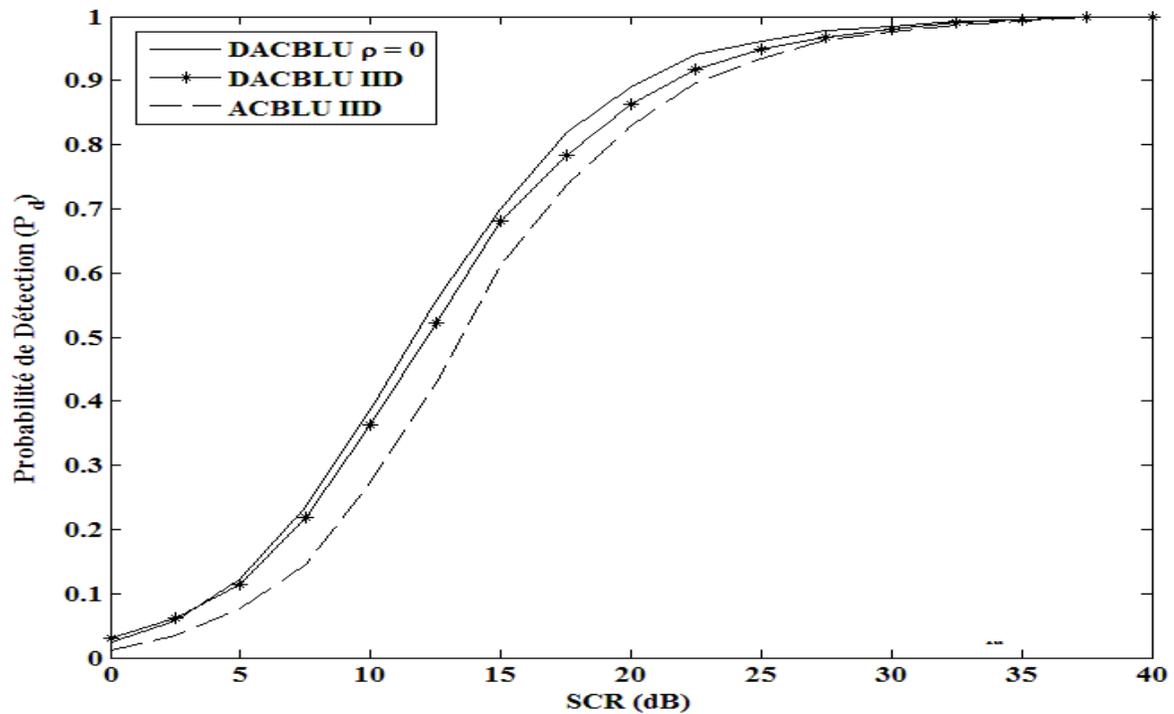


Figure 5.23 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et ACBLU-CFCAR pour un clutter Weibull en présence des interférences; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0$, $m_1 = 0$ et $m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$ et $ICR = SCR$.

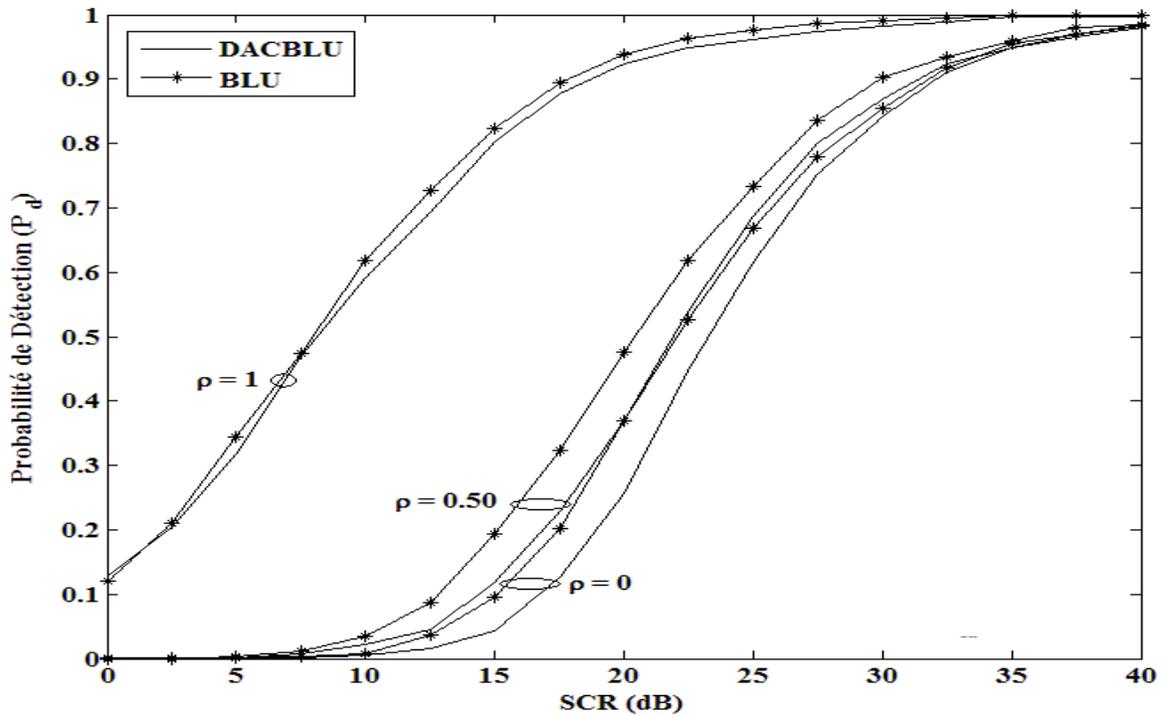


Figure 5.24 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Log-normal en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; $N = 36$, $\sigma = 0.355$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, ICR = SCR et CCR = 10 dB.

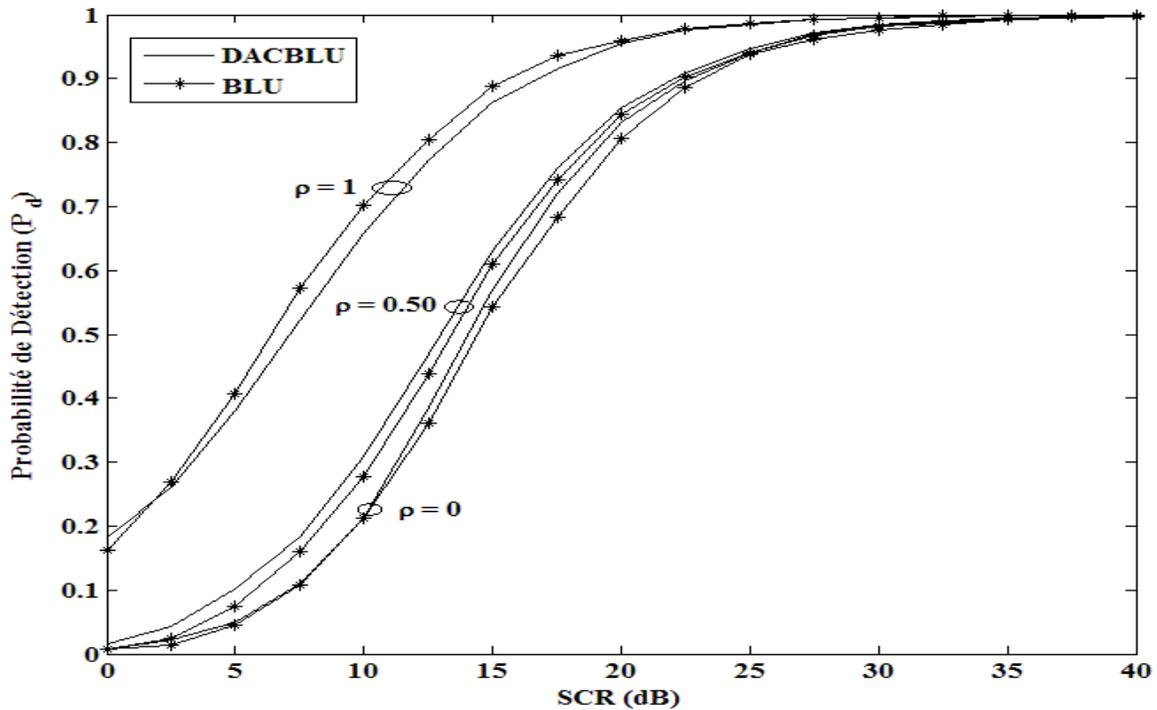


Figure 5.25 Probabilités de détection (P_d) en fonction de SCR des détecteurs DACBLU-CFCAR et BLU-CFAR pour un clutter Weibull en présence d'un bord de clutter avant la CST et d'interférences; $N = 36$, $\beta = 3$, $\rho = 0, 0.5$ et 1 , $m_1 = m_2 = 4$, $P_{fc} = 10^{-2}$, $P_{fa} = 10^{-4}$, ICR = SCR et CCR = 10 dB.

5.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons complété l'étude théorique effectuée dans le Chapitre 4 par une série de simulations par la méthode de Monte Carlo. Les résultats ont montré l'efficacité du processeur DACBLU-CFCAR proposé. Il est basé sur un algorithme de censure bilatérale automatique et un algorithme de détection automatique d'une cible de type Swerling I baignant dans un clutter non-Gaussien (Log-normal ou Weibull) homogène et hétérogène spatialement corrélé. Nous avons comparé ses performances à celles du détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s) équivalent. Pour le cas particulier d'un clutter IID, nous avons aussi comparé les performances du processeur DACBLU-CFCAR avec celles des détecteurs inhérents aux méthodes de censure automatique CFCR unilatérale trouvés dans la littérature radar. Nous avons pu constater que la valeur de la probabilité de fausse censure joue un rôle prépondérant aussi bien dans la censure que dans la détection. En effet, nous avons montré que $P_{fc} = 10^{-2}$ constitue le meilleur calibrage en milieux homogène et hétérogène du processeur DACBLU-CFCAR. Par ailleurs, nous avons montré qu'une diminution de la valeur du paramètre de forme d'un clutter Log-normal ou une augmentation de la valeur du paramètre de forme d'un clutter Weibull influe positivement sur la censure et la détection. Enfin, nous avons remarqué que le coefficient de correction a une influence non négligeable sur les performances des algorithmes de censure et de détection et particulièrement dans le cas d'un clutter hétérogène. Nous avons montré que plus le clutter est corrélé, meilleures sont la censure et la détection.

Chapitre 6

Conclusions Générales

Résumé

Dans ce dernier chapitre, nous commençons par rappeler brièvement l'essentiel des travaux de cette Thèse. Puis, nous évoquons nos contributions et citons les principaux résultats obtenus. Enfin, nous recensons, sous forme de points, les perspectives et suggestions possibles pouvant servir d'extensions à ce travail de recherche.

Sommaire

6.1 Synthèse des Travaux

6.2 Principaux Résultats

6.3 Perspectives et Travaux Futurs

6.1 Synthèse des Travaux

Pour un clutter non-Gaussien, dans notre Mémoire de Magister [73], nous avons traité la détection adaptative CFAR à censure automatique des interférences basée sur les statistiques d'ordre et sur l'hypothèse d'une population initiale homogène. En effet, pour des cas de clutter Log-normal et Weibull IID, nous nous sommes intéressés dans un premier temps à des détecteurs lesquels, au moyen des estimateurs ML, utilisent des seuils biparamétriques linéaires pour la censure automatique des interférences. Ensuite, nous avons analysé des détecteurs où la censure automatique de cibles interférentes utilise le seuil non-paramétrique de Weber-Haykin [20]. Ceci étant, nous avons fait une comparaison des deux techniques non-paramétrique et paramétrique.

Pour se rapprocher davantage de la réalité de la détection radar relative à des cibles de type Swerling I ou II noyées dans un clutter non-Gaussien (Log-normal et Weibull) spatialement corrélé, nous avons proposé, dans cette Thèse de Doctorat en Sciences, la conception et l'analyse d'un processeur capable de censurer automatiquement les cellules indésirables en présence d'un bord de clutter et des interférences susceptibles d'être tous deux présents dans la fenêtre de référence sans aucune connaissance préalable de leur position et de leur nombre. Pour cela, nous avons introduit, d'abord, les techniques existantes permettant la génération de vecteurs aléatoires corrélés issus des distributions Normale, Log-normale et Weibull. Ainsi, pour un clutter (Log-normal ou Weibull) ce processeur mono-impulsion à censure bilatérale; i.e., censure des échantillons indésirables de plus petites et de plus grandes puissances, est baptisé DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased-Constant False Censoring and Alarm Rates). Plus précisément, il est composé de deux algorithmes, l'un à vocation de censure CFCR (Constant False Censoring Rate) et l'autre à vocation de détection CFAR (Constant False Alarm Rate). La propriété CFCAR est donc garantie à travers l'utilisation, par les deux algorithmes de censure et de détection, des seuils adaptatifs biparamétriques linéaires. A cet effet, une amplification logarithmique est introduite; les distributions Log-normale et Weibull sont réduites à des distributions Normale et Gumbel, respectivement. Les paramètres de la distribution ayant subie la transformation sont obtenus par le biais des estimateurs BLU (BLUEs), connus pour être plus rapides que les estimateurs ML (MLEs). L'algorithme de censure automatique commence le test d'hétérogénéité par les deux plus petits échantillons classés à gauche et procède vers l'avant. Il est basé sur le test d'hétérogénéité proposé dans [13]. L'ensemble homogène sélectionné, par l'algorithme de censure, est alors utilisé par l'algorithme de détection pour estimer le niveau du clutter. Pour asseoir l'efficacité de la censure et de la détection de ce processeur, nous l'avons comparé dans une pléiade de scénarii, à travers les simulations de Monte Carlo, d'une part, à divers détecteurs à censure automatique, en présence d'un

bord de clutter ou des interférence, basés sur l'hypothèse d'une population initiale homogène ou non [33, 35-37, 40, 43], et d'autre part à son équivalent à point(s) de censure fixe(s), le détecteur BLU-CFAR [23, 24]. Enfin, rappelons que les travaux de cette Thèse ont été publiés dans [36, 40, 43, 44, 53, 54].

Au vu de l'importance de l'exposé de cette Thèse, nous avons commencé par rappeler brièvement le principe de la détection adaptative dans les systèmes radar. Ensuite, nous avons présenté l'état de l'art des détecteurs CFAR qui existent dans la littérature radar. Suite à quoi, nous avons positionné le lecteur par rapport aux problèmes que nous avons voulu résoudre et motivons les contributions et les objectifs assignés à cette Thèse. Dans un autre registre, nous avons d'abord, introduit les différents types de bruit et les modèles statistiques du clutter et de cibles. Ensuite, nous avons rappelé la définition du détecteur d'enveloppe et les principes fondamentaux de la détection adaptative mono-impulsion CFAR et CFCAR. Pour introduire quelques lois utiles des probabilités, nous avons commencé par rappeler les définitions de quelques lois de distributions qui peuvent se manifester dans les systèmes de détection radar. Pour ce faire, nous nous sommes intéressés particulièrement à celles que nous avons utilisées dans ce travail de recherche. Avant d'entamer la discussion sur la détection pour un clutter corrélé, nous avons aussi rappelé les définitions de la covariance, corrélation et indépendance statistique. Ainsi, à partir de la spécification des matrices de corrélation et des paramètres des distributions, nous avons détaillé les techniques de génération des vecteurs aléatoires corrélés Normal, Log-normal et Weibull. Enfin, nous avons rappelé les méthodes de factorisation d'une matrice symétrique définie positive nécessaires à la génération de tels vecteurs. Pour évoquer notre contribution principale dans la détection CFAR, nous avons proposé et analysé les performances du processeur DACBLU-CFCAR en présence d'une cible de type Swerling I noyée dans un clutter non-Gaussien (Log-normal et Weibull) spatialement corrélé. Pour se confiner dans un cas réel de détection radar, i.e., aucune connaissance *a priori* de l'homogénéité ou de l'hétérogénéité, unilatérale ou bilatérale, du clutter, nous avons développé l'algorithme CFCR préconisé pour la censure bilatérale des échantillons indésirables et celui de la détection CFAR de cibles primaires. Pour ce faire, nous avons montré, à travers les simulations de Monte Carlo, l'effet du choix de bons estimateurs de paramètres de la distribution qui modélise le clutter, sur les seuils adaptatifs correspondant à la censure et à la détection, et par conséquent sur les performances globales du processeur DACBLU-CFCAR. Pour étayer la théorie, nous avons évalué, à travers des données synthétiques, les performances des algorithmes de censure bilatérale et de détection automatiques processeur DACBLU-CFCAR. Ensuite, nous avons effectué une comparaison des performances du processeur DACBLU-CFCAR proposé et celles du détecteur BLU-CFAR à

point(s) de censure fixe(s). Enfin, pour le cas particulier d'un clutter IID, nous avons comparé les performances du processeur DACBLU-CFCAR et celles des détecteurs inhérents aux méthodes de censure automatique CFCR unilatérale. Pour conclure ce manuscrit, nous évoquons nos contributions et citons les principaux résultats obtenus. Enfin, nous recensons, sous forme de points, les perspectives et suggestions possibles pouvant servir d'extensions à ce travail de recherche.

6.2 Principaux Résultats

Les résultats obtenus lors de l'élaboration de ce travail de recherche ont montré l'efficacité du processeur DACBLU-CFCAR proposé, tant du point de vue censure bilatérale automatique que du point de vue détection automatique d'une cible de type Swerling I baignant dans un clutter non-Gaussien (Log-normal ou Weibull) homogène et hétérogène spatialement corrélé. Nous avons comparé ses performances à celles du détecteur BLU-CFAR à point(s) de censure fixe(s) équivalent. Pour le cas particulier d'un clutter IID, nous avons aussi comparé les performances du processeur DACBLU-CFCAR avec celles des détecteurs inhérents aux méthodes de censure automatique CFCR unilatérale trouvés dans la littérature radar. Nous avons pu constater que la valeur de la probabilité de fausse censure joue un rôle prépondérant aussi bien dans la censure que dans la détection. En effet, nous avons montré que $P_{fc} = 10^{-2}$ constitue le meilleur calibrage en milieux homogène et hétérogène du processeur DACBLU-CFCAR. Par ailleurs, nous avons montré qu'une diminution de la valeur du paramètre de forme d'un clutter Log-normal ou une augmentation de la valeur du paramètre de forme d'un clutter Weibull influe positivement sur la censure et la détection. Enfin, nous avons remarqué que le coefficient de correction a une influence non négligeable sur les performances des algorithmes de censure et de détection et particulièrement dans le cas d'un clutter hétérogène. Nous avons montré que plus le clutter est corrélé, meilleures sont la censure et la détection.

6.3 Perspectives et Travaux Futurs

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

1. Extension de la technique de censure automatique bilatérale proposée dans le cas d'une corrélation temporelle et/ou spatiale du clutter et des cibles.

2. Elaboration d'une méthode d'estimation de la valeur du coefficient de corrélation (ρ) pour un clutter non-Gaussien de types Log-normal, Weibull, K-distribué ou Pareto spatialement corrélé.
3. Amélioration de la stratégie de censure automatique afin de pouvoir censurer les cellules indésirables pour de petites valeurs de CCR et ICR.
4. Utilisation d'une technique pour générer un vecteur aléatoire K-distribué ou Pareto corrélé, et la combiner à celle de la censure du processeur DACBLU-CFCAR.

Enfin, comme la tendance actuelle des radars modernes s'apparente beaucoup plus à des modèles de clutter K-distribué et Pareto, nous espérons que ce travail soit un bon support de documentation pour les chercheurs qui s'intéressent à la détection adaptative CFCAR dans ces types d'environnements.

Annexe A

Cet organigramme constitue une solution alternative à l'algorithme de censure bilatérale du processeur DACBLU-CFCAR énoncé au Chapitre 4.

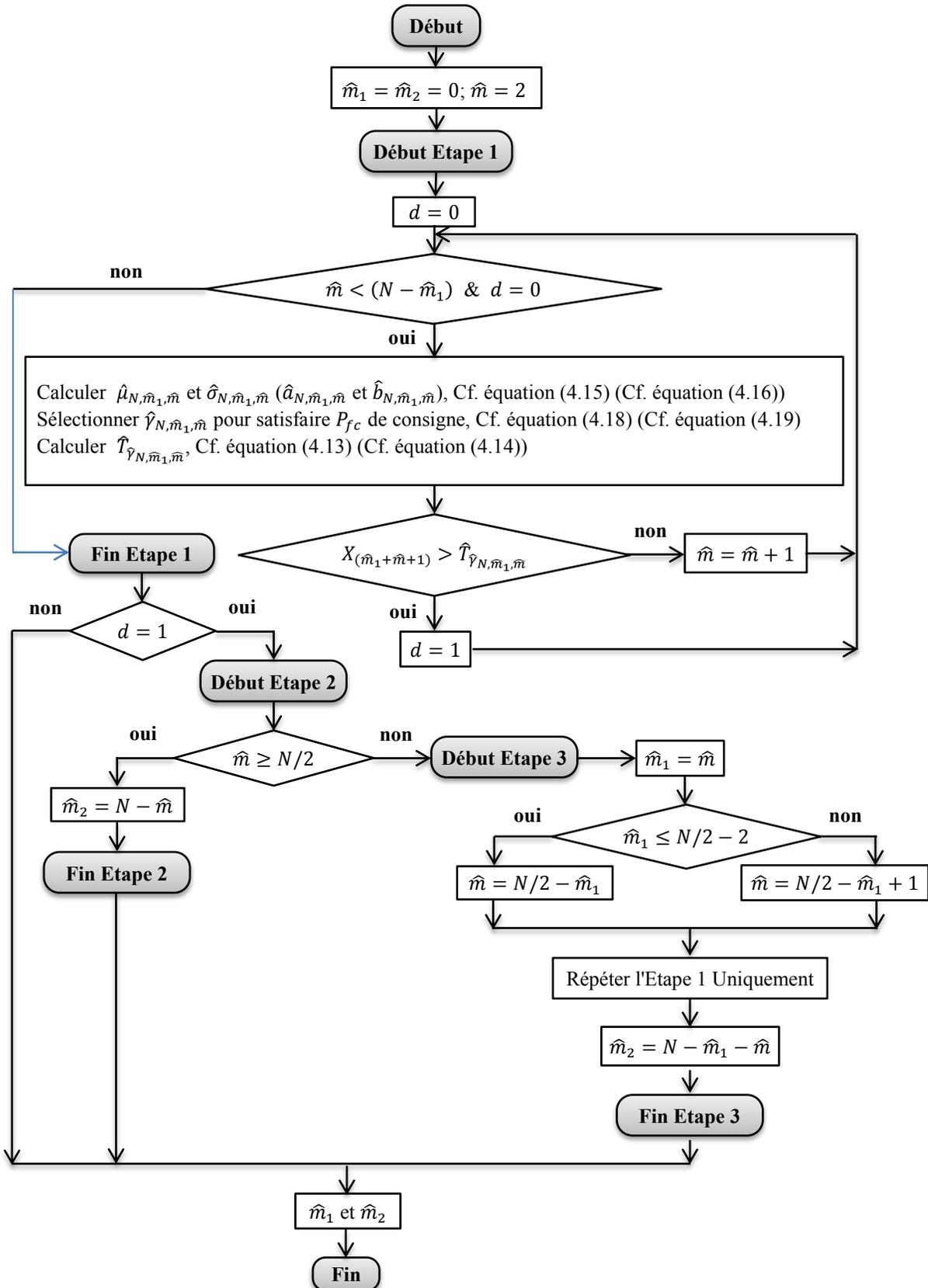


Figure A.1 Organigramme de la technique de censure bilatérale du processeur DACBLU-CFCAR

Annexe B

B. Coefficient du Seuil de Censure du Processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$)

Tableau B.1

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}}$) pour un clutter Log-normal décorrélé;

$N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-1}$

| $\frac{\hat{m}}{\hat{m}_1}$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 | |
|-----------------------------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 0.2436 | -0.6650 | -0.7900 | -0.7580 | -0.7150 | -0.6270 | -0.5730 | -0.4714 | -0.4110 | -0.3514 | -0.2715 | -0.2012 | -0.1320 | -0.0723 | -0.0061 | 0.0840 | 0.1330 | 0.1907 | 0.2850 | 0.3579 | 0.4400 | 0.5100 | 0.5760 | 0.6590 | 0.7566 | 0.8425 | 0.9665 | 1.0650 | 1.2040 | 1.3500 | 1.5257 | 1.7560 | 2.0960 | 2.6635 | |
| 1 | 0 | 0.3000 | -0.6450 | -0.7250 | -0.6860 | -0.6060 | -0.5580 | -0.4750 | -0.4175 | -0.3524 | -0.2750 | -0.2080 | -0.1270 | -0.0720 | -0.0020 | 0.0900 | 0.1360 | 0.1957 | 0.2810 | 0.3590 | 0.4390 | 0.5035 | 0.5766 | 0.6580 | 0.7580 | 0.8470 | 0.9650 | 1.0683 | 1.2040 | 1.3483 | 1.5240 | 1.7530 | 2.0920 | 2.6595 | |
| 2 | 0 | 0 | -0.0500 | -0.5940 | -0.6450 | -0.5900 | -0.5538 | -0.4607 | -0.4105 | -0.3525 | -0.2740 | -0.2040 | -0.1260 | -0.0650 | -0.0050 | 0.0930 | 0.1420 | 0.1900 | 0.2760 | 0.3582 | 0.4350 | 0.5050 | 0.5805 | 0.6552 | 0.7550 | 0.8485 | 0.9620 | 1.0640 | 1.1995 | 1.3395 | 1.5240 | 1.7460 | 2.0960 | 2.6704 | |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 0.1000 | -0.5590 | -0.5540 | -0.5337 | -0.4590 | -0.4050 | -0.3560 | -0.2790 | -0.1951 | -0.1307 | -0.0666 | -0.0025 | 0.0955 | 0.1355 | 0.1950 | 0.2848 | 0.3641 | 0.4360 | 0.5030 | 0.5765 | 0.6480 | 0.7556 | 0.8470 | 0.9663 | 1.0642 | 1.1900 | 1.3400 | 1.5115 | 1.7460 | 2.0970 | 2.6609 | |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.1890 | -0.4600 | -0.5000 | -0.4430 | -0.3940 | -0.3430 | -0.2730 | -0.1907 | -0.1225 | -0.0590 | -0.0012 | 0.0975 | 0.1325 | 0.1955 | 0.2830 | 0.3594 | 0.4370 | 0.5030 | 0.5725 | 0.6550 | 0.7506 | 0.8452 | 0.9610 | 1.0650 | 1.1840 | 1.3365 | 1.5200 | 1.7450 | 2.0980 | 2.6593 | |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.0150 | -0.3880 | -0.4300 | -0.3850 | -0.3280 | -0.2710 | -0.1950 | -0.1140 | -0.0590 | 0.0010 | 0.0940 | 0.1340 | 0.1942 | 0.2890 | 0.3560 | 0.4370 | 0.5070 | 0.5730 | 0.6600 | 0.7492 | 0.8430 | 0.9570 | 1.0630 | 1.1850 | 1.3307 | 1.5090 | 1.7540 | 2.0885 | 2.6826 | |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.0500 | -0.3270 | -0.3395 | -0.3280 | -0.2570 | -0.1935 | -0.1170 | -0.0590 | 0.0050 | 0.1010 | 0.1400 | 0.1997 | 0.2836 | 0.3591 | 0.4370 | 0.4992 | 0.5685 | 0.6560 | 0.7536 | 0.8452 | 0.9586 | 1.0600 | 1.1880 | 1.3385 | 1.5060 | 1.7560 | 2.0820 | 2.6822 | |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.0220 | -0.2960 | -0.2870 | -0.2385 | -0.1780 | -0.1111 | -0.0476 | 0.0100 | 0.1080 | 0.1470 | 0.1957 | 0.2843 | 0.3625 | 0.4320 | 0.5090 | 0.5756 | 0.6600 | 0.7486 | 0.8390 | 0.9590 | 1.0594 | 1.1850 | 1.3375 | 1.5145 | 1.7520 | 2.0995 | 2.7050 | |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.2650 | -0.2290 | -0.2040 | -0.1650 | -0.1025 | -0.0335 | 0.0300 | 0.1160 | 0.1470 | 0.1966 | 0.2900 | 0.3600 | 0.4397 | 0.5056 | 0.5750 | 0.6607 | 0.7540 | 0.8458 | 0.9630 | 1.0572 | 1.1860 | 1.3355 | 1.5090 | 1.7571 | 2.0935 | 2.7257 | |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.0690 | -0.1070 | -0.1285 | -0.0715 | -0.0256 | 0.0340 | 0.1160 | 0.1495 | 0.1952 | 0.2990 | 0.3639 | 0.4337 | 0.5004 | 0.5805 | 0.6556 | 0.7500 | 0.8450 | 0.9588 | 1.0585 | 1.1880 | 1.3435 | 1.5100 | 1.7512 | 2.1090 | 2.7134 | |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.2860 | -0.0550 | -0.0550 | -0.0126 | 0.0400 | 0.1155 | 0.1465 | 0.2020 | 0.3012 | 0.3630 | 0.4330 | 0.5050 | 0.5745 | 0.6536 | 0.7580 | 0.8440 | 0.9570 | 1.0532 | 1.1925 | 1.3450 | 1.5040 | 1.7550 | 2.1030 | 2.7277 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.3625 | 0.0250 | 0.0145 | 0.0420 | 0.1248 | 0.1460 | 0.2000 | 0.2992 | 0.3601 | 0.4291 | 0.5036 | 0.5680 | 0.6557 | 0.7545 | 0.8455 | 0.9555 | 1.0500 | 1.1854 | 1.3340 | 1.5000 | 1.7520 | 2.1030 | 2.7140 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.4050 | 0.0950 | 0.0680 | 0.1440 | 0.1645 | 0.2060 | 0.3030 | 0.3640 | 0.4250 | 0.5021 | 0.5704 | 0.6530 | 0.7610 | 0.8547 | 0.9540 | 1.0540 | 1.1854 | 1.3350 | 1.5050 | 1.7540 | 2.1000 | 2.7090 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.4000 | 0.1210 | 0.1515 | 0.1675 | 0.2085 | 0.3030 | 0.3682 | 0.4330 | 0.4980 | 0.5671 | 0.6540 | 0.7515 | 0.8490 | 0.9530 | 1.0498 | 1.1940 | 1.3370 | 1.5120 | 1.7510 | 2.1030 | 2.7090 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.3600 | 0.2450 | 0.2100 | 0.2229 | 0.3080 | 0.3740 | 0.4350 | 0.5010 | 0.5820 | 0.6520 | 0.7600 | 0.8435 | 0.9580 | 1.0508 | 1.1890 | 1.3360 | 1.5065 | 1.7490 | 2.1020 | 2.7300 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.6400 | 0.2800 | 0.2430 | 0.3286 | 0.3810 | 0.4373 | 0.5090 | 0.5805 | 0.6550 | 0.7560 | 0.8460 | 0.9580 | 1.0525 | 1.1850 | 1.3400 | 1.4990 | 1.7446 | 2.1030 | 2.7300 | |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.5400 | 0.2870 | 0.3331 | 0.3980 | 0.4490 | 0.5248 | 0.5940 | 0.6535 | 0.7590 | 0.8443 | 0.9695 | 1.0510 | 1.1950 | 1.3405 | 1.4975 | 1.7550 | 2.1310 | 2.7150 | |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.6020 | 0.4240 | 0.4090 | 0.4728 | 0.5377 | 0.6040 | 0.6670 | 0.7701 | 0.8511 | 0.9685 | 1.0510 | 1.1957 | 1.3500 | 1.5080 | 1.7580 | 2.1440 | 2.7230 | |

Tableau B.2
 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal d'corrélé;
 $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-2}$

| $\hat{m} \backslash \hat{m}_1$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|--------------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 21.1000 | 1.4500 | 0.2350 | -0.1200 | -0.2420 | -0.2537 | -0.2650 | -0.2000 | -0.1480 | -0.1080 | -0.0413 | 0.0093 | 0.0716 | 0.1448 | 0.2050 | 0.2720 | 0.3320 | 0.4030 | 0.4616 | 0.5420 | 0.6210 | 0.6879 | 0.7791 | 0.8528 | 0.9663 | 1.0668 | 1.1856 | 1.3037 | 1.4622 | 1.6394 | 1.8627 | 2.1397 | 2.5982 | 3.4957 |
| 1 | 0 | 13.6910 | 1.2300 | 0.2350 | -0.1100 | -0.2220 | -0.2220 | -0.1744 | -0.1160 | -0.0910 | -0.0250 | 0.0140 | 0.0830 | 0.1496 | 0.1991 | 0.2810 | 0.3255 | 0.3941 | 0.4652 | 0.5450 | 0.6136 | 0.6905 | 0.7756 | 0.8430 | 0.9614 | 1.0688 | 1.1846 | 1.3009 | 1.4503 | 1.6393 | 1.8660 | 2.1483 | 2.6109 | 3.5430 |
| 2 | 0 | 0 | 10.7000 | 1.1000 | 0.1700 | -0.1224 | -0.1283 | -0.1550 | -0.0880 | -0.0797 | -0.0010 | 0.0350 | 0.0930 | 0.1533 | 0.2080 | 0.2810 | 0.3350 | 0.3998 | 0.4695 | 0.5440 | 0.6223 | 0.6905 | 0.7743 | 0.8444 | 0.9555 | 1.0645 | 1.1883 | 1.3004 | 1.4549 | 1.6406 | 1.8660 | 2.1519 | 2.6047 | 3.5491 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 10.5000 | 0.8000 | 0.1330 | -0.0700 | -0.0975 | -0.0530 | -0.0560 | 0.0130 | 0.0360 | 0.1010 | 0.1650 | 0.2195 | 0.2955 | 0.3383 | 0.4086 | 0.4760 | 0.5515 | 0.6260 | 0.6938 | 0.7790 | 0.8498 | 0.9594 | 1.0565 | 1.1878 | 1.3010 | 1.4465 | 1.6357 | 1.8677 | 2.1596 | 2.6047 | 3.5671 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8.5300 | 0.8100 | 0.1150 | 0.0070 | -0.0050 | -0.0140 | 0.0365 | 0.0620 | 0.1130 | 0.1640 | 0.2241 | 0.2955 | 0.3420 | 0.4086 | 0.4670 | 0.5550 | 0.6200 | 0.7057 | 0.7861 | 0.8485 | 0.9630 | 1.0707 | 1.2013 | 1.3024 | 1.4423 | 1.6425 | 1.8768 | 2.1678 | 2.6030 | 3.5757 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11.0000 | 0.8300 | 0.2300 | 0.0900 | 0.0605 | 0.0730 | 0.0815 | 0.1280 | 0.1896 | 0.2350 | 0.2977 | 0.3520 | 0.4153 | 0.4800 | 0.5565 | 0.6330 | 0.7031 | 0.7900 | 0.8506 | 0.9623 | 1.0714 | 1.1972 | 1.3091 | 1.4538 | 1.6374 | 1.8739 | 2.1689 | 2.6150 | 3.5826 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8.0000 | 0.8700 | 0.3140 | 0.1580 | 0.1300 | 0.1200 | 0.1430 | 0.1990 | 0.2470 | 0.3030 | 0.3595 | 0.4225 | 0.4820 | 0.5585 | 0.6360 | 0.7009 | 0.7915 | 0.8536 | 0.9582 | 1.0682 | 1.1994 | 1.3173 | 1.4574 | 1.6366 | 1.8739 | 2.1740 | 2.6280 | 3.5759 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.9700 | 0.9200 | 0.3500 | 0.2200 | 0.1760 | 0.1910 | 0.2186 | 0.2580 | 0.3060 | 0.3730 | 0.4190 | 0.4897 | 0.5614 | 0.6391 | 0.7107 | 0.7859 | 0.8552 | 0.9686 | 1.0674 | 1.2036 | 1.3121 | 1.4614 | 1.6353 | 1.8702 | 2.1754 | 2.6277 | 3.5947 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.2100 | 0.7820 | 0.3850 | 0.2710 | 0.2240 | 0.2470 | 0.2800 | 0.3327 | 0.3758 | 0.4320 | 0.5010 | 0.5671 | 0.6456 | 0.7071 | 0.7952 | 0.8599 | 0.9687 | 1.0656 | 1.2019 | 1.3124 | 1.4688 | 1.6333 | 1.8647 | 2.1703 | 2.6443 | 3.5907 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.4000 | 0.9100 | 0.4174 | 0.3070 | 0.2870 | 0.3030 | 0.3430 | 0.3865 | 0.4470 | 0.5070 | 0.5797 | 0.6535 | 0.7071 | 0.8027 | 0.8678 | 0.9755 | 1.0650 | 1.2054 | 1.3063 | 1.4576 | 1.6353 | 1.8722 | 2.1666 | 2.6307 | 3.5880 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.4395 | 1.1000 | 0.4945 | 0.3505 | 0.3340 | 0.4040 | 0.4085 | 0.4560 | 0.5140 | 0.5915 | 0.6565 | 0.7272 | 0.7967 | 0.8810 | 0.9781 | 1.0698 | 1.2074 | 1.3310 | 1.4636 | 1.6492 | 1.8734 | 2.1671 | 2.6418 | 3.5959 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.3800 | 0.9800 | 0.5400 | 0.3930 | 0.4366 | 0.4392 | 0.4730 | 0.5245 | 0.5955 | 0.6624 | 0.7253 | 0.8100 | 0.8777 | 0.9813 | 1.0750 | 1.2063 | 1.3273 | 1.4599 | 1.6480 | 1.8762 | 2.1588 | 2.6492 | 3.6040 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5.8500 | 0.9870 | 0.5550 | 0.5080 | 0.4850 | 0.4998 | 0.5580 | 0.6110 | 0.6830 | 0.7341 | 0.8247 | 0.8760 | 0.9893 | 1.0712 | 1.2196 | 1.3322 | 1.4704 | 1.6477 | 1.8767 | 2.1612 | 2.6392 | 3.6159 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.3000 | 1.0562 | 0.6642 | 0.5660 | 0.5450 | 0.5750 | 0.6360 | 0.6930 | 0.7537 | 0.8311 | 0.8941 | 0.9838 | 1.0720 | 1.2196 | 1.3353 | 1.4698 | 1.6516 | 1.8810 | 2.1701 | 2.6537 | 3.6613 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5.8000 | 1.1080 | 0.7270 | 0.6200 | 0.6440 | 0.6520 | 0.7150 | 0.7683 | 0.8442 | 0.9070 | 1.0023 | 1.0831 | 1.2177 | 1.3335 | 1.4796 | 1.6564 | 1.8869 | 2.1919 | 2.6492 | 3.6210 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.8000 | 1.1520 | 0.8050 | 0.7180 | 0.7140 | 0.7370 | 0.7789 | 0.8479 | 0.9173 | 1.0133 | 1.0938 | 1.2327 | 1.3408 | 1.5060 | 1.6533 | 1.8939 | 2.1890 | 2.6649 | 3.6617 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.6000 | 1.3900 | 0.8860 | 0.7890 | 0.7640 | 0.8087 | 0.8755 | 0.9339 | 1.0281 | 1.1137 | 1.2298 | 1.3445 | 1.5052 | 1.6718 | 1.9052 | 2.2061 | 2.6588 | 3.6521 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.4500 | 1.3500 | 0.9390 | 0.8513 | 0.8648 | 0.9199 | 0.9782 | 1.0409 | 1.1274 | 1.2414 | 1.3658 | 1.5164 | 1.6795 | 1.9000 | 2.2178 | 2.6521 | 3.6885 |

Tableau B.3

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal décorrélé;

$$N = 36, \rho = 0 \text{ et } P_{fc} = 10^{-3}$$

| $\frac{\hat{m}}{\hat{m}_1}$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|-----------------------------|-----|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 200 | 8.9000 | 2.3000 | 1.0900 | 0.5000 | 0.2900 | 0.2200 | 0.1950 | 0.1950 | 0.1950 | 0.2000 | 0.2780 | 0.2950 | 0.3650 | 0.4000 | 0.4600 | 0.5400 | 0.5800 | 0.6550 | 0.7450 | 0.8150 | 0.8850 | 0.9750 | 1.0680 | 1.1750 | 1.2800 | 1.4100 | 1.5700 | 1.7150 | 1.9280 | 2.1915 | 2.5144 | 3.0889 | 4.2630 |
| 1 | 0 | 144.0000 | 7.3000 | 2.2000 | 0.9600 | 0.5000 | 0.3300 | 0.2900 | 0.2600 | 0.2400 | 0.2400 | 0.3000 | 0.3150 | 0.3750 | 0.4150 | 0.4750 | 0.5450 | 0.5850 | 0.6550 | 0.7450 | 0.8300 | 0.8980 | 0.9880 | 1.0790 | 1.1730 | 1.2800 | 1.4100 | 1.5760 | 1.7250 | 1.9250 | 2.1734 | 2.5249 | 3.0996 | 4.2856 |
| 2 | 0 | 0 | 145.0000 | 6.0000 | 1.8500 | 0.8800 | 0.4900 | 0.4100 | 0.3500 | 0.2900 | 0.2700 | 0.3240 | 0.3550 | 0.3940 | 0.4290 | 0.4850 | 0.5540 | 0.5950 | 0.6670 | 0.7550 | 0.8350 | 0.9100 | 0.9980 | 1.0840 | 1.1710 | 1.2900 | 1.4100 | 1.5760 | 1.7350 | 1.9300 | 2.1734 | 2.5400 | 3.1100 | 4.3100 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 125.0000 | 6.0000 | 1.6000 | 0.7300 | 0.5500 | 0.4500 | 0.3500 | 0.3100 | 0.3600 | 0.3850 | 0.4100 | 0.4500 | 0.5050 | 0.5650 | 0.6050 | 0.6720 | 0.7650 | 0.8380 | 0.9200 | 0.9980 | 1.0780 | 1.1750 | 1.2870 | 1.4200 | 1.5810 | 1.7450 | 1.9260 | 2.1734 | 2.5550 | 3.1300 | 4.3020 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 114.0000 | 5.5000 | 1.5300 | 0.8700 | 0.6000 | 0.4700 | 0.3700 | 0.4000 | 0.4250 | 0.4350 | 0.4600 | 0.5250 | 0.5620 | 0.6150 | 0.6900 | 0.7690 | 0.8440 | 0.9200 | 1.0000 | 1.0770 | 1.1850 | 1.3050 | 1.4200 | 1.5820 | 1.7450 | 1.9260 | 2.1734 | 2.5450 | 3.1300 | 4.3249 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 110.0000 | 4.2000 | 1.6500 | 0.8600 | 0.6000 | 0.4550 | 0.4500 | 0.4600 | 0.4700 | 0.5050 | 0.5350 | 0.5800 | 0.6300 | 0.6950 | 0.7830 | 0.8510 | 0.9240 | 1.0100 | 1.0800 | 1.1880 | 1.3090 | 1.4300 | 1.5900 | 1.7600 | 1.9200 | 2.1850 | 2.5500 | 3.1450 | 4.3235 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 105.0000 | 4.7000 | 1.5500 | 0.9200 | 0.6100 | 0.5400 | 0.5200 | 0.5200 | 0.5400 | 0.5650 | 0.6040 | 0.6420 | 0.7050 | 0.7860 | 0.8650 | 0.9350 | 1.0050 | 1.0850 | 1.1890 | 1.3090 | 1.4280 | 1.6050 | 1.7540 | 1.9350 | 2.1850 | 2.5550 | 3.1600 | 4.3710 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 88.0000 | 4.0900 | 1.6500 | 0.9000 | 0.6700 | 0.5800 | 0.5600 | 0.5900 | 0.5740 | 0.6100 | 0.6550 | 0.7250 | 0.8000 | 0.8800 | 0.9380 | 1.0150 | 1.0950 | 1.1980 | 1.3100 | 1.4400 | 1.6040 | 1.7600 | 1.9400 | 2.1850 | 2.5550 | 3.1600 | 4.3774 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 76.0000 | 4.3000 | 1.5000 | 0.9500 | 0.7180 | 0.6300 | 0.6500 | 0.6180 | 0.6460 | 0.6950 | 0.7600 | 0.8160 | 0.8850 | 0.9540 | 1.0300 | 1.1050 | 1.2180 | 1.3200 | 1.4450 | 1.6100 | 1.7650 | 1.9450 | 2.2050 | 2.5800 | 3.1750 | 4.4134 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 78.0000 | 4.0000 | 1.6500 | 0.9900 | 0.7800 | 0.7100 | 0.6900 | 0.7000 | 0.7100 | 0.7800 | 0.8230 | 0.9060 | 0.9650 | 1.0400 | 1.1200 | 1.2300 | 1.3500 | 1.4400 | 1.6100 | 1.7650 | 1.9650 | 2.2200 | 2.5950 | 3.2000 | 4.4473 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 78.0000 | 3.8000 | 1.5000 | 1.0200 | 0.8500 | 0.7650 | 0.7600 | 0.7600 | 0.8100 | 0.8400 | 0.9240 | 0.9800 | 1.0500 | 1.1450 | 1.2450 | 1.3450 | 1.4400 | 1.6250 | 1.7700 | 1.9750 | 2.2250 | 2.5950 | 3.2050 | 4.4482 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 64.0000 | 3.4350 | 1.6500 | 1.0500 | 0.9300 | 0.8560 | 0.8050 | 0.8500 | 0.8650 | 0.9600 | 0.9900 | 1.0650 | 1.1550 | 1.2600 | 1.3500 | 1.4750 | 1.6400 | 1.7750 | 1.9800 | 2.2300 | 2.6250 | 3.2050 | 4.5014 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 64.0000 | 4.2300 | 1.6300 | 1.1500 | 0.9800 | 0.8900 | 0.9100 | 0.9200 | 0.9900 | 1.0050 | 1.0900 | 1.1800 | 1.2850 | 1.3550 | 1.4950 | 1.6350 | 1.7950 | 1.9950 | 2.2500 | 2.6350 | 3.2200 | 4.4986 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 65.0000 | 4.1500 | 1.7150 | 1.2300 | 1.0100 | 0.9800 | 0.9650 | 1.0200 | 1.0380 | 1.1030 | 1.2050 | 1.3000 | 1.3700 | 1.5050 | 1.6590 | 1.8150 | 1.9950 | 2.2650 | 2.6350 | 3.2400 | 4.5379 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 74.0000 | 3.8000 | 1.7500 | 1.3100 | 1.1400 | 1.0700 | 1.0900 | 1.0850 | 1.1400 | 1.2300 | 1.3250 | 1.3750 | 1.5150 | 1.6650 | 1.8150 | 2.0150 | 2.2630 | 2.6700 | 3.2650 | 4.5977 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 60.0000 | 4.3000 | 1.9400 | 1.4600 | 1.2100 | 1.1700 | 1.1500 | 1.2000 | 1.2650 | 1.3600 | 1.3900 | 1.5400 | 1.6700 | 1.8200 | 2.0350 | 2.2900 | 2.6900 | 3.2850 | 4.6220 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 75.0000 | 4.2000 | 1.9990 | 1.4600 | 1.3300 | 1.2500 | 1.2580 | 1.3140 | 1.4100 | 1.4400 | 1.5650 | 1.7050 | 1.8600 | 2.0400 | 2.3050 | 2.7200 | 3.2950 | 4.6183 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 70.0000 | 4.1000 | 2.0000 | 1.5600 | 1.3650 | 1.3800 | 1.4050 | 1.4400 | 1.5100 | 1.5850 | 1.7200 | 1.8650 | 2.0700 | 2.3200 | 2.7300 | 3.3500 | 4.6723 |

Tableau B.4

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal partiellement corrélé,
 $N = 36, \rho = 0.5$ et $P_{fc} = 10^{-2}$

| $\hat{m} \backslash \hat{m}_1$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 | |
|--------------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 18.3600 | 1.2350 | 0.0300 | -0.2070 | -0.2010 | -0.2660 | -0.2330 | -0.2030 | -0.1495 | -0.0970 | -0.0670 | 0.0003 | 0.0705 | 0.1260 | 0.1925 | 0.2470 | 0.3102 | 0.3810 | 0.4380 | 0.5185 | 0.5942 | 0.6646 | 0.7470 | 0.8300 | 0.9360 | 1.0345 | 1.1344 | 1.2626 | 1.3902 | 1.5750 | 1.7800 | 2.0740 | 2.4760 | 3.1781 | |
| 1 | 0 | 12.5000 | 1.1650 | 0.1300 | -0.0540 | -0.2000 | -0.1850 | -0.1700 | -0.1160 | -0.0892 | -0.0540 | 0.0140 | 0.0771 | 0.1425 | 0.2000 | 0.2560 | 0.3150 | 0.3890 | 0.4450 | 0.5241 | 0.5990 | 0.6645 | 0.7550 | 0.8380 | 0.9358 | 1.0325 | 1.1350 | 1.2625 | 1.3845 | 1.5870 | 1.7750 | 2.0620 | 2.4870 | 3.1900 | |
| 2 | 0 | 0 | 14.4600 | 0.9060 | 0.2000 | -0.0850 | -0.1310 | -0.1455 | -0.0852 | -0.0675 | -0.0350 | 0.0217 | 0.0830 | 0.1390 | 0.2093 | 0.2655 | 0.3150 | 0.3979 | 0.4517 | 0.5303 | 0.6000 | 0.6670 | 0.7510 | 0.8360 | 0.9391 | 1.0329 | 1.1418 | 1.2645 | 1.3980 | 1.5780 | 1.7853 | 2.0520 | 2.4995 | 3.1950 | |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 10.1000 | 0.8800 | 0.0970 | -0.0590 | -0.0870 | -0.0435 | -0.0368 | -0.0160 | 0.0310 | 0.0890 | 0.1550 | 0.2130 | 0.2710 | 0.3257 | 0.4086 | 0.4505 | 0.5304 | 0.5994 | 0.6765 | 0.7560 | 0.8360 | 0.9375 | 1.0368 | 1.1391 | 1.2630 | 1.3920 | 1.5930 | 1.7780 | 2.0580 | 2.4850 | 3.2210 | |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12.3000 | 0.7750 | 0.1446 | -0.0090 | 0.0030 | -0.0010 | -0.0110 | 0.0570 | 0.1105 | 0.1667 | 0.2195 | 0.2720 | 0.3320 | 0.4027 | 0.4550 | 0.5350 | 0.6022 | 0.6750 | 0.7655 | 0.8435 | 0.9420 | 1.0330 | 1.1345 | 1.2665 | 1.3895 | 1.5870 | 1.7810 | 2.0650 | 2.4890 | 3.2290 | |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.6000 | 0.6000 | 0.2150 | 0.0650 | 0.0350 | 0.0310 | 0.0790 | 0.1307 | 0.1780 | 0.2320 | 0.2745 | 0.3370 | 0.4075 | 0.4570 | 0.5330 | 0.5985 | 0.6787 | 0.7640 | 0.8470 | 0.9390 | 1.0340 | 1.1275 | 1.2629 | 1.3850 | 1.5900 | 1.7842 | 2.0650 | 2.4860 | 3.2332 | |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8.2000 | 0.8608 | 0.2860 | 0.1350 | 0.0654 | 0.1090 | 0.1430 | 0.1940 | 0.2400 | 0.2860 | 0.3424 | 0.4164 | 0.4605 | 0.5400 | 0.6100 | 0.6890 | 0.7693 | 0.8540 | 0.9398 | 1.0340 | 1.1380 | 1.2610 | 1.3900 | 1.6020 | 1.7890 | 2.0590 | 2.4670 | 3.2406 | |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.7000 | 0.8600 | 0.3300 | 0.1650 | 0.1750 | 0.1810 | 0.2255 | 0.2525 | 0.2961 | 0.3540 | 0.4270 | 0.4688 | 0.5445 | 0.6125 | 0.6897 | 0.7640 | 0.8540 | 0.9470 | 1.0450 | 1.1340 | 1.2640 | 1.3890 | 1.6020 | 1.7920 | 2.0820 | 2.4640 | 3.2420 | |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.5700 | 0.8170 | 0.3520 | 0.2365 | 0.2300 | 0.2480 | 0.2710 | 0.3150 | 0.3730 | 0.4320 | 0.4644 | 0.5605 | 0.6135 | 0.6867 | 0.7740 | 0.8595 | 0.9430 | 1.0550 | 1.1340 | 1.2635 | 1.3940 | 1.6080 | 1.7859 | 2.0800 | 2.4770 | 3.2630 | |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5.5000 | 0.7550 | 0.3999 | 0.2890 | 0.3025 | 0.3070 | 0.3250 | 0.3865 | 0.4367 | 0.4750 | 0.5675 | 0.6250 | 0.6945 | 0.7690 | 0.8560 | 0.9516 | 1.0495 | 1.1370 | 1.2660 | 1.3940 | 1.6000 | 1.7960 | 2.0850 | 2.4755 | 3.2570 | |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.9000 | 0.9810 | 0.4480 | 0.3772 | 0.3550 | 0.3517 | 0.4045 | 0.4460 | 0.4981 | 0.5810 | 0.6310 | 0.6950 | 0.7720 | 0.8570 | 0.9570 | 1.0475 | 1.1470 | 1.2620 | 1.3970 | 1.5940 | 1.7910 | 2.0660 | 2.4730 | 3.2425 | |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.1000 | 1.0650 | 0.5355 | 0.4140 | 0.3795 | 0.4220 | 0.4537 | 0.5020 | 0.5950 | 0.6460 | 0.7070 | 0.7795 | 0.8640 | 0.9642 | 1.0630 | 1.1505 | 1.2600 | 1.3915 | 1.5935 | 1.7990 | 2.0950 | 2.4660 | 3.2440 | |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.2650 | 1.0500 | 0.6250 | 0.4910 | 0.4700 | 0.4982 | 0.5295 | 0.6180 | 0.6510 | 0.7195 | 0.7773 | 0.8679 | 0.9680 | 1.0645 | 1.1540 | 1.2717 | 1.3892 | 1.6064 | 1.8050 | 2.0902 | 2.4880 | 3.2230 | |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.5000 | 1.1280 | 0.6550 | 0.5340 | 0.5355 | 0.5540 | 0.6350 | 0.6610 | 0.7272 | 0.7950 | 0.8719 | 0.9766 | 1.0690 | 1.1680 | 1.2750 | 1.4090 | 1.6199 | 1.7930 | 2.1010 | 2.4820 | 3.2810 | |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.7000 | 1.1237 | 0.6942 | 0.6146 | 0.6080 | 0.6530 | 0.6790 | 0.7534 | 0.8080 | 0.8895 | 0.9885 | 1.0836 | 1.1730 | 1.2872 | 1.4025 | 1.6150 | 1.8040 | 2.1040 | 2.4907 | 3.2950 | |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.0000 | 1.1730 | 0.7240 | 0.7025 | 0.6805 | 0.7250 | 0.7580 | 0.8190 | 0.9035 | 0.9940 | 1.0755 | 1.1770 | 1.2821 | 1.4215 | 1.6260 | 1.8290 | 2.1150 | 2.4908 | 3.2950 | |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.7400 | 1.2100 | 0.8620 | 0.7896 | 0.7965 | 0.7940 | 0.8443 | 0.9230 | 0.9980 | 1.0890 | 1.1820 | 1.2945 | 1.4170 | 1.6365 | 1.8350 | 2.1280 | 2.5210 | 3.3300 | |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.7600 | 1.5400 | 0.9705 | 0.8700 | 0.8700 | 0.8415 | 0.8700 | 0.9390 | 1.0155 | 1.1275 | 1.2017 | 1.2999 | 1.4190 | 1.6490 | 1.8450 | 2.1144 | 2.5310 | 3.3370 |

Tableau B.5

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Log-normal complètement corrélé;

$$N = 36, \rho = 1 \text{ et } P_{fc} = 10^{-2}$$

| $\frac{\hat{m}}{m}$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|---------------------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 3.4000 | 0.2890 | -0.0760 | -0.1144 | -0.1332 | -0.1210 | -0.0920 | -0.0740 | -0.0424 | -0.0200 | 0.0025 | 0.0300 | 0.0590 | 0.0826 | 0.1239 | 0.1515 | 0.2195 | 0.2150 | 0.2480 | 0.2805 | 0.3160 | 0.3408 | 0.3826 | 0.4260 | 0.4530 | 0.4980 | 0.5350 | 0.5700 | 0.6170 | 0.6720 | 0.7130 | 0.7850 | 0.8505 | 0.9690 |
| 1 | 0 | 3.7500 | 0.1850 | -0.0450 | -0.0970 | -0.1017 | -0.0770 | -0.0734 | -0.0449 | -0.0200 | 0.0146 | 0.0220 | 0.0555 | 0.0795 | 0.1160 | 0.1435 | 0.2093 | 0.2101 | 0.2420 | 0.2685 | 0.3041 | 0.3408 | 0.3732 | 0.4213 | 0.4340 | 0.4770 | 0.5230 | 0.5620 | 0.6053 | 0.6645 | 0.6990 | 0.7790 | 0.8420 | 0.9595 |
| 2 | 0 | 0 | 3.3700 | 0.2200 | 0.0105 | -0.0580 | -0.0660 | -0.0680 | -0.0330 | -0.0164 | 0.0165 | 0.0280 | 0.0571 | 0.0845 | 0.1184 | 0.1428 | 0.2155 | 0.2043 | 0.2500 | 0.2720 | 0.3120 | 0.3370 | 0.3732 | 0.4160 | 0.4400 | 0.4825 | 0.5165 | 0.5565 | 0.6072 | 0.6630 | 0.7070 | 0.7815 | 0.8440 | 0.9599 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 3.6500 | 0.2665 | 0.0065 | -0.0290 | -0.0455 | -0.0202 | -0.0132 | 0.0210 | 0.0311 | 0.0565 | 0.0885 | 0.1145 | 0.1410 | 0.2155 | 0.2030 | 0.2449 | 0.2727 | 0.3086 | 0.3400 | 0.3703 | 0.4138 | 0.4350 | 0.4780 | 0.5201 | 0.5470 | 0.6030 | 0.6635 | 0.6980 | 0.7771 | 0.8461 | 0.9625 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.7500 | 0.2560 | 0.0350 | -0.0220 | -0.0150 | 0.0035 | 0.0236 | 0.0368 | 0.0635 | 0.0858 | 0.1171 | 0.1441 | 0.2169 | 0.2025 | 0.2525 | 0.2680 | 0.3110 | 0.3411 | 0.3690 | 0.4123 | 0.4306 | 0.4740 | 0.5130 | 0.5535 | 0.5954 | 0.6510 | 0.6913 | 0.7731 | 0.8440 | 0.9610 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.6680 | 0.2650 | 0.0345 | 0.0190 | 0.0197 | 0.0380 | 0.0461 | 0.0635 | 0.0908 | 0.1163 | 0.1505 | 0.2150 | 0.2010 | 0.2465 | 0.2670 | 0.3070 | 0.3390 | 0.3667 | 0.4125 | 0.4225 | 0.4704 | 0.5140 | 0.5547 | 0.5980 | 0.6530 | 0.6913 | 0.7640 | 0.8494 | 0.9690 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3.2820 | 0.2620 | 0.0860 | 0.0466 | 0.0540 | 0.0582 | 0.0705 | 0.0900 | 0.1250 | 0.1453 | 0.2150 | 0.2035 | 0.2420 | 0.2610 | 0.3025 | 0.3353 | 0.3655 | 0.4095 | 0.4260 | 0.4695 | 0.5080 | 0.5565 | 0.6070 | 0.6480 | 0.6895 | 0.7670 | 0.8557 | 0.9807 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.6000 | 0.3050 | 0.1020 | 0.0920 | 0.0740 | 0.0861 | 0.0976 | 0.1265 | 0.1453 | 0.2150 | 0.2061 | 0.2480 | 0.2670 | 0.3095 | 0.3386 | 0.3670 | 0.4092 | 0.4309 | 0.4810 | 0.5105 | 0.5590 | 0.6088 | 0.6515 | 0.6895 | 0.7695 | 0.8610 | 0.9905 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.8400 | 0.3400 | 0.1690 | 0.1060 | 0.1045 | 0.1050 | 0.1390 | 0.1465 | 0.2180 | 0.2055 | 0.2470 | 0.2690 | 0.3090 | 0.3363 | 0.3690 | 0.4092 | 0.4316 | 0.4786 | 0.5110 | 0.5630 | 0.6030 | 0.6511 | 0.6940 | 0.7695 | 0.8551 | 0.9812 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.7000 | 0.3897 | 0.1750 | 0.1257 | 0.1210 | 0.1470 | 0.1545 | 0.2260 | 0.2065 | 0.2460 | 0.2731 | 0.3098 | 0.3390 | 0.3665 | 0.4115 | 0.4285 | 0.4791 | 0.5080 | 0.5570 | 0.6050 | 0.6485 | 0.6918 | 0.7710 | 0.8620 | 0.9870 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3.0700 | 0.3900 | 0.1860 | 0.1420 | 0.1680 | 0.1628 | 0.2190 | 0.2150 | 0.2440 | 0.2726 | 0.3150 | 0.3440 | 0.3662 | 0.4130 | 0.4300 | 0.4820 | 0.5095 | 0.5610 | 0.6085 | 0.6470 | 0.6995 | 0.7790 | 0.8670 | 0.9907 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.7500 | 0.3860 | 0.2310 | 0.1930 | 0.1810 | 0.2250 | 0.2200 | 0.2475 | 0.2695 | 0.3110 | 0.3380 | 0.3696 | 0.4100 | 0.4274 | 0.4740 | 0.5072 | 0.5575 | 0.6065 | 0.6470 | 0.6995 | 0.7800 | 0.8638 | 0.9920 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.5265 | 0.4750 | 0.2635 | 0.2175 | 0.2355 | 0.2395 | 0.2586 | 0.2758 | 0.3205 | 0.3440 | 0.3755 | 0.4152 | 0.4284 | 0.4855 | 0.5150 | 0.5640 | 0.6098 | 0.6545 | 0.7050 | 0.7831 | 0.8640 | 0.9950 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.7500 | 0.4300 | 0.2840 | 0.2610 | 0.2520 | 0.2726 | 0.2860 | 0.3225 | 0.3508 | 0.3765 | 0.4150 | 0.4325 | 0.4750 | 0.5180 | 0.5650 | 0.6098 | 0.6485 | 0.7030 | 0.7762 | 0.8705 | 0.9980 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3.3300 | 0.4660 | 0.3360 | 0.2999 | 0.2890 | 0.3030 | 0.3290 | 0.3605 | 0.3755 | 0.4180 | 0.4318 | 0.4785 | 0.5150 | 0.5640 | 0.6140 | 0.6480 | 0.7059 | 0.7775 | 0.8749 | 1.0073 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.9800 | 0.5200 | 0.3770 | 0.3140 | 0.3200 | 0.3305 | 0.3555 | 0.3815 | 0.4271 | 0.4365 | 0.4739 | 0.5180 | 0.5700 | 0.6130 | 0.6490 | 0.7065 | 0.7750 | 0.8740 | 1.0094 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3.2000 | 0.5460 | 0.4050 | 0.3655 | 0.3490 | 0.3650 | 0.3912 | 0.4207 | 0.4420 | 0.4770 | 0.5160 | 0.5705 | 0.6145 | 0.6535 | 0.7100 | 0.7807 | 0.8796 | 1.0094 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3.4600 | 0.5594 | 0.4290 | 0.3690 | 0.3870 | 0.4050 | 0.4217 | 0.4465 | 0.4760 | 0.5220 | 0.5712 | 0.6105 | 0.6535 | 0.7147 | 0.7790 | 0.8845 | 1.0160 |

Tableau B.6

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Weibull décorrélé;

$N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-1}$

| $\hat{m} \backslash \hat{m}_1$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|--------------------------------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 1.9073 | -0.9587 | -1.2848 | -1.3559 | -1.2787 | -1.1775 | -1.0300 | -0.9598 | -0.8794 | -0.7972 | -0.7040 | -0.6195 | -0.5246 | -0.4390 | -0.3451 | -0.2899 | -0.2122 | -0.1483 | -0.0706 | 0.0108 | 0.0844 | 0.1636 | 0.2352 | 0.3185 | 0.3938 | 0.4785 | 0.5501 | 0.6693 | 0.7609 | 0.8487 | 1.0004 | 1.1623 | 1.3942 | 1.7626 |
| 1 | 0 | 0.8389 | -0.9820 | -1.2661 | -1.2551 | -1.1641 | -1.0294 | -0.9401 | -0.8782 | -0.7911 | -0.7097 | -0.6228 | -0.5209 | -0.4428 | -0.3487 | -0.2935 | -0.2166 | -0.1485 | -0.0737 | 0.0117 | 0.0855 | 0.1565 | 0.2363 | 0.3157 | 0.3925 | 0.4748 | 0.5533 | 0.6653 | 0.7611 | 0.8548 | 1.0045 | 1.1516 | 1.3863 | 1.7530 |
| 2 | 0 | 0 | 0.3914 | -1.1233 | -1.1914 | -1.1331 | -1.0190 | -0.9353 | -0.8720 | -0.7819 | -0.6986 | -0.6107 | -0.5197 | -0.4387 | -0.3507 | -0.2897 | -0.2175 | -0.1497 | -0.0696 | 0.0071 | 0.0849 | 0.1579 | 0.2363 | 0.3189 | 0.3852 | 0.4710 | 0.5490 | 0.6708 | 0.7553 | 0.8513 | 0.9985 | 1.1573 | 1.3946 | 1.7559 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | -0.2166 | -1.0705 | -1.0823 | -0.9850 | -0.9546 | -0.8613 | -0.6986 | -0.6955 | -0.5927 | -0.5203 | -0.4331 | -0.3514 | -0.2936 | -0.2161 | -0.1499 | -0.0675 | 0.0065 | 0.0826 | 0.1580 | 0.2380 | 0.3144 | 0.3907 | 0.4727 | 0.5493 | 0.6687 | 0.7642 | 0.8560 | 1.0022 | 1.1558 | 1.3897 | 1.7570 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.1773 | -0.9702 | -0.9541 | -0.9237 | -0.8589 | -0.7559 | -0.6871 | -0.5903 | -0.5172 | -0.4248 | -0.3494 | -0.2850 | -0.2160 | -0.1484 | -0.0673 | 0.0075 | 0.0835 | 0.1598 | 0.2340 | 0.3155 | 0.3839 | 0.4738 | 0.5500 | 0.6698 | 0.7619 | 0.8586 | 1.0024 | 1.1519 | 1.3899 | 1.7543 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.3539 | -0.8105 | -0.8781 | -0.8152 | -0.7564 | -0.6723 | -0.5970 | -0.5057 | -0.4190 | -0.3391 | -0.2876 | -0.2151 | -0.1406 | -0.0663 | 0.0053 | 0.0818 | 0.1580 | 0.2346 | 0.3129 | 0.3864 | 0.4768 | 0.5481 | 0.6710 | 0.7549 | 0.8560 | 1.0082 | 1.1552 | 1.3888 | 1.7622 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.0873 | -0.7856 | -0.7767 | -0.7367 | -0.6633 | -0.5843 | -0.5100 | -0.4175 | -0.3423 | -0.2889 | -0.2196 | -0.1392 | -0.0702 | 0.0033 | 0.0796 | 0.1548 | 0.2314 | 0.3194 | 0.3889 | 0.4774 | 0.5443 | 0.6661 | 0.7570 | 0.8522 | 1.0014 | 1.1647 | 1.3817 | 1.7494 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.0356 | -0.6843 | -0.7107 | -0.6485 | -0.5863 | -0.5029 | -0.4223 | -0.3378 | -0.2848 | -0.2198 | -0.1437 | -0.0669 | 0.0044 | 0.0808 | 0.1578 | 0.2289 | 0.3153 | 0.3885 | 0.4751 | 0.5428 | 0.6709 | 0.7550 | 0.8576 | 1.0002 | 1.1664 | 1.3843 | 1.7606 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.1017 | -0.5935 | -0.5997 | -0.5722 | -0.4962 | -0.4099 | -0.3182 | -0.2864 | -0.2186 | -0.1341 | -0.0572 | 0.0065 | 0.0878 | 0.1578 | 0.2300 | 0.3202 | 0.3931 | 0.4788 | 0.5484 | 0.6675 | 0.7602 | 0.8593 | 0.9910 | 1.1645 | 1.3857 | 1.7641 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.5935 | -0.5028 | -0.5237 | -0.4737 | -0.4121 | -0.3163 | -0.2741 | -0.2168 | -0.1315 | -0.0611 | 0.0123 | 0.0867 | 0.1578 | 0.2285 | 0.3182 | 0.3951 | 0.4781 | 0.5460 | 0.6647 | 0.7606 | 0.8549 | 0.9853 | 1.1616 | 1.3807 | 1.7634 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.0510 | -0.4522 | -0.4169 | -0.3866 | -0.2956 | -0.2640 | -0.2020 | -0.1327 | -0.0601 | 0.0182 | 0.0863 | 0.1599 | 0.2268 | 0.3167 | 0.3950 | 0.4747 | 0.5501 | 0.6657 | 0.7585 | 0.8508 | 0.9827 | 1.1584 | 1.3834 | 1.7622 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -0.0250 | -0.3551 | -0.3797 | -0.3006 | -0.2568 | -0.2004 | -0.1320 | -0.0488 | 0.0171 | 0.0924 | 0.1635 | 0.2250 | 0.3234 | 0.3956 | 0.4740 | 0.5492 | 0.6602 | 0.7549 | 0.8541 | 0.9827 | 1.1550 | 1.3913 | 1.7604 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.0662 | -0.2952 | -0.2575 | -0.2375 | -0.1864 | -0.1294 | -0.0507 | 0.0165 | 0.0960 | 0.1695 | 0.2296 | 0.3191 | 0.3949 | 0.4691 | 0.5499 | 0.6671 | 0.7580 | 0.8494 | 0.9881 | 1.1628 | 1.3890 | 1.7779 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.0831 | -0.1847 | -0.2161 | -0.1897 | -0.1288 | -0.0420 | 0.0178 | 0.0965 | 0.1700 | 0.2369 | 0.3186 | 0.4047 | 0.4693 | 0.5529 | 0.6689 | 0.7659 | 0.8488 | 0.9830 | 1.1581 | 1.3843 | 1.7672 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.1568 | -0.1323 | -0.1611 | -0.1272 | -0.0401 | 0.0212 | 0.1057 | 0.1804 | 0.2457 | 0.3200 | 0.4031 | 0.4710 | 0.5559 | 0.6743 | 0.7673 | 0.8515 | 0.9843 | 1.1630 | 1.3906 | 1.7685 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.2531 | -0.0829 | -0.1000 | -0.0103 | 0.0337 | 0.1120 | 0.1847 | 0.2434 | 0.3234 | 0.4080 | 0.4779 | 0.5579 | 0.6726 | 0.7620 | 0.8484 | 0.9873 | 1.1614 | 1.3965 | 1.7593 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.2193 | -0.0477 | 0.0192 | 0.0453 | 0.1211 | 0.1955 | 0.2439 | 0.3265 | 0.4080 | 0.4737 | 0.5556 | 0.6735 | 0.7606 | 0.8486 | 0.9887 | 1.1565 | 1.3961 | 1.7687 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.2709 | 0.0553 | 0.0861 | 0.1370 | 0.2052 | 0.2485 | 0.3329 | 0.4088 | 0.4816 | 0.5553 | 0.6727 | 0.7669 | 0.8499 | 0.9919 | 1.1638 | 1.3992 | 1.7858 |

Tableau B.7

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Weibull décorrélé;

$$N = 36, \rho = 0 \text{ et } P_{fc} = 10^{-2}$$

| $\frac{\hat{m}}{\hat{m}_1}$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|-----------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 49.5867 | 3.5189 | 0.8220 | -0.1109 | -0.4648 | -0.5345 | -0.5317 | -0.5381 | -0.4993 | -0.4391 | -0.3494 | -0.3239 | -0.2616 | -0.1952 | -0.1290 | -0.0844 | 0.0168 | 0.0707 | 0.1473 | 0.2134 | 0.2865 | 0.3475 | 0.4083 | 0.4993 | 0.5909 | 0.6645 | 0.7535 | 0.8636 | 0.9643 | 1.1019 | 1.2637 | 1.4437 | 1.7115 | 2.1891 |
| 1 | 0 | 38.8671 | 2.7624 | 0.3401 | -0.0925 | -0.4285 | -0.4993 | -0.4961 | -0.4855 | -0.4307 | -0.3530 | -0.2996 | -0.2596 | -0.1907 | -0.1224 | -0.0708 | 0.0087 | 0.0795 | 0.1566 | 0.2184 | 0.2836 | 0.3509 | 0.4116 | 0.4992 | 0.5901 | 0.6708 | 0.7573 | 0.8659 | 0.9707 | 1.1050 | 1.2662 | 1.4421 | 1.7106 | 2.1989 |
| 2 | 0 | 0 | 24.7754 | 1.9079 | 0.1838 | -0.2912 | -0.4193 | -0.4326 | -0.4472 | -0.4154 | -0.3344 | -0.3077 | -0.2537 | -0.1920 | -0.1127 | -0.0707 | 0.0220 | 0.0837 | 0.1582 | 0.2144 | 0.2829 | 0.3515 | 0.4144 | 0.4962 | 0.5885 | 0.6766 | 0.7654 | 0.8634 | 0.9700 | 1.0988 | 1.2670 | 1.4511 | 1.7224 | 2.1960 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 17.3462 | 1.6474 | 0.0539 | -0.2772 | -0.3593 | -0.3781 | -0.3817 | -0.3117 | -0.2961 | -0.2475 | -0.1873 | -0.1000 | -0.0635 | 0.0231 | 0.0858 | 0.1624 | 0.2259 | 0.2833 | 0.3589 | 0.4195 | 0.4964 | 0.5894 | 0.6722 | 0.7653 | 0.8680 | 0.9683 | 1.1013 | 1.2683 | 1.4541 | 1.7190 | 2.1962 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19.1227 | 1.2971 | 0.0415 | -0.2228 | -0.2740 | -0.3256 | -0.2740 | -0.2815 | -0.2141 | -0.1678 | -0.0960 | -0.0629 | 0.0193 | 0.0818 | 0.1599 | 0.2343 | 0.2891 | 0.3613 | 0.4225 | 0.5020 | 0.5953 | 0.6778 | 0.7615 | 0.8616 | 0.9648 | 1.0991 | 1.2642 | 1.4518 | 1.7288 | 2.2016 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16.0311 | 0.7784 | 0.1138 | -0.1338 | -0.2618 | -0.2634 | -0.2646 | -0.2095 | -0.1613 | -0.0913 | -0.0577 | 0.0347 | 0.1034 | 0.1689 | 0.2347 | 0.2822 | 0.3691 | 0.4218 | 0.5022 | 0.5994 | 0.6864 | 0.7794 | 0.8767 | 0.9619 | 1.1096 | 1.2720 | 1.4556 | 1.7341 | 2.2146 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15.6631 | 1.2118 | 0.1769 | -0.1316 | -0.2128 | -0.1986 | -0.1843 | -0.1398 | -0.0879 | -0.0342 | 0.0468 | 0.1035 | 0.1735 | 0.2293 | 0.2938 | 0.3708 | 0.4293 | 0.5001 | 0.5974 | 0.6872 | 0.7795 | 0.8760 | 0.9624 | 1.1122 | 1.2759 | 1.4572 | 1.7408 | 2.2153 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12.5995 | 1.0835 | 0.1792 | -0.0976 | -0.1500 | -0.1631 | -0.1174 | -0.0628 | -0.0217 | 0.0490 | 0.1182 | 0.1660 | 0.2334 | 0.3028 | 0.3726 | 0.4301 | 0.5019 | 0.5961 | 0.6863 | 0.7778 | 0.8758 | 0.9703 | 1.1104 | 1.2857 | 1.4616 | 1.7452 | 2.2123 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10.1467 | 0.9898 | 0.2120 | -0.0278 | -0.1004 | -0.0563 | -0.0479 | -0.0110 | 0.0750 | 0.1198 | 0.1838 | 0.2338 | 0.2938 | 0.3800 | 0.4330 | 0.5028 | 0.5996 | 0.6897 | 0.7815 | 0.8819 | 0.9690 | 1.1050 | 1.2851 | 1.4659 | 1.7407 | 2.2106 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9.7205 | 0.9776 | 0.1723 | 0.0382 | 0.0071 | 0.0022 | 0.0188 | 0.0791 | 0.1264 | 0.1918 | 0.2441 | 0.3072 | 0.3851 | 0.4370 | 0.5062 | 0.6033 | 0.6960 | 0.7779 | 0.8864 | 0.9668 | 1.1063 | 1.2942 | 1.4715 | 1.7538 | 2.2242 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11.3644 | 0.7991 | 0.2253 | 0.0940 | 0.0560 | 0.0549 | 0.1106 | 0.1464 | 0.2090 | 0.2545 | 0.3141 | 0.3930 | 0.4430 | 0.5192 | 0.6025 | 0.7022 | 0.7769 | 0.8897 | 0.9660 | 1.1018 | 1.2885 | 1.4786 | 1.7636 | 2.2294 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.4993 | 0.6910 | 0.2960 | 0.1673 | 0.0968 | 0.1344 | 0.1640 | 0.2193 | 0.2655 | 0.3190 | 0.4046 | 0.4418 | 0.5243 | 0.6131 | 0.7002 | 0.7850 | 0.8938 | 0.9652 | 1.0968 | 1.2923 | 1.4711 | 1.7584 | 2.2529 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8.7447 | 0.8047 | 0.3156 | 0.1671 | 0.1946 | 0.1905 | 0.2442 | 0.2765 | 0.3372 | 0.4177 | 0.4580 | 0.5320 | 0.6136 | 0.7086 | 0.7921 | 0.8908 | 0.9704 | 1.1022 | 1.2969 | 1.4881 | 1.7587 | 2.2721 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8.3767 | 0.9550 | 0.3366 | 0.2904 | 0.2436 | 0.2431 | 0.2902 | 0.3521 | 0.4406 | 0.4802 | 0.5470 | 0.6225 | 0.7128 | 0.7840 | 0.9063 | 0.9742 | 1.1013 | 1.3001 | 1.4878 | 1.7735 | 2.2597 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.7300 | 0.8727 | 0.4809 | 0.3130 | 0.2889 | 0.3199 | 0.3807 | 0.4455 | 0.4911 | 0.5525 | 0.6379 | 0.7178 | 0.7878 | 0.9117 | 0.9807 | 1.1080 | 1.3034 | 1.4966 | 1.7788 | 2.2748 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.3201 | 1.1109 | 0.5132 | 0.3918 | 0.3617 | 0.4001 | 0.4652 | 0.5003 | 0.5638 | 0.6332 | 0.7276 | 0.7953 | 0.9129 | 0.9821 | 1.1203 | 1.2973 | 1.4942 | 1.7748 | 2.2908 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.1282 | 1.0451 | 0.6150 | 0.4503 | 0.4334 | 0.4958 | 0.5311 | 0.5785 | 0.6466 | 0.7384 | 0.8070 | 0.9224 | 1.0001 | 1.1264 | 1.3109 | 1.4988 | 1.7738 | 2.2910 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.4129 | 1.1512 | 0.6346 | 0.5326 | 0.5602 | 0.5600 | 0.6151 | 0.6637 | 0.7572 | 0.8198 | 0.9325 | 1.0003 | 1.1398 | 1.3106 | 1.4945 | 1.7764 | 2.3035 |

Tableau B.8
 Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Weibull décorrélé;
 $N = 36, \rho = 0$ et $P_{fc} = 10^{-3}$

| $\frac{\hat{m}}{m}$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|---------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 463.2290 | 19.1575 | 4.7368 | 1.8884 | 0.8364 | 0.4400 | 0.1431 | 0.0573 | -0.0097 | -0.0631 | 0.0120 | 0.0079 | -0.0136 | 0.0977 | 0.1329 | 0.1839 | 0.2379 | 0.3112 | 0.3594 | 0.4400 | 0.4909 | 0.5577 | 0.6205 | 0.6991 | 0.7880 | 0.8536 | 0.9714 | 1.0695 | 1.1879 | 1.3239 | 1.4977 | 1.7083 | 2.0195 | 2.6427 |
| 1 | 0 | 306.1593 | 13.2309 | 3.7205 | 1.4847 | 0.7670 | 0.3166 | 0.1455 | 0.0558 | -0.0008 | 0.0562 | 0.0327 | 0.0174 | 0.1094 | 0.1611 | 0.1903 | 0.2474 | 0.3251 | 0.3619 | 0.4463 | 0.4913 | 0.5635 | 0.6289 | 0.7029 | 0.7860 | 0.8617 | 0.9716 | 1.0677 | 1.1887 | 1.3316 | 1.5175 | 1.7067 | 2.0170 | 2.6529 |
| 2 | 0 | 0 | 274.6462 | 10.9923 | 3.0662 | 1.2901 | 0.5600 | 0.2718 | 0.1489 | 0.0433 | 0.0840 | 0.0686 | 0.0421 | 0.1280 | 0.1700 | 0.2038 | 0.2575 | 0.3364 | 0.3778 | 0.4517 | 0.4923 | 0.5680 | 0.6420 | 0.7082 | 0.7841 | 0.8610 | 0.9753 | 1.0705 | 1.1915 | 1.3349 | 1.5114 | 1.7142 | 2.0182 | 2.6525 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 225.2374 | 9.4345 | 2.3717 | 1.2345 | 0.6310 | 0.3069 | 0.1785 | 0.1417 | 0.1204 | 0.0629 | 0.1560 | 0.1915 | 0.2120 | 0.2738 | 0.3401 | 0.3868 | 0.4653 | 0.5066 | 0.5673 | 0.6417 | 0.7024 | 0.7886 | 0.8703 | 0.9754 | 1.0842 | 1.1984 | 1.3331 | 1.5169 | 1.7165 | 2.0267 | 2.6628 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 183.3306 | 6.7273 | 2.1116 | 1.0363 | 0.5628 | 0.2959 | 0.2001 | 0.1599 | 0.1099 | 0.1752 | 0.2060 | 0.2317 | 0.2972 | 0.3523 | 0.4052 | 0.4691 | 0.5158 | 0.5759 | 0.6560 | 0.7113 | 0.7907 | 0.8675 | 0.9835 | 1.0874 | 1.2094 | 1.3464 | 1.5202 | 1.7249 | 2.0309 | 2.6743 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 126.5588 | 7.6476 | 2.0349 | 0.9783 | 0.5265 | 0.3445 | 0.2524 | 0.1663 | 0.2211 | 0.2487 | 0.2489 | 0.3036 | 0.3766 | 0.4148 | 0.4706 | 0.5216 | 0.5844 | 0.6583 | 0.7153 | 0.8104 | 0.8675 | 0.9881 | 1.0937 | 1.2126 | 1.3461 | 1.5238 | 1.7285 | 2.0503 | 2.6919 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 122.3110 | 6.1054 | 1.9492 | 0.8949 | 0.5256 | 0.3564 | 0.2593 | 0.2402 | 0.2959 | 0.2904 | 0.3344 | 0.3788 | 0.4236 | 0.4835 | 0.5325 | 0.5992 | 0.6758 | 0.7234 | 0.8174 | 0.8737 | 0.9956 | 1.0967 | 1.2092 | 1.7425 | 1.5275 | 1.7277 | 2.0536 | 2.7004 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 122.2093 | 5.6899 | 1.8178 | 0.9403 | 0.5641 | 0.3596 | 0.3125 | 0.3397 | 0.3075 | 0.3665 | 0.4159 | 0.4314 | 0.4904 | 0.5523 | 0.5968 | 0.6841 | 0.7294 | 0.8365 | 0.8842 | 1.0045 | 1.1005 | 1.2178 | 1.3454 | 1.5285 | 1.7325 | 2.0595 | 2.6964 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 103.0925 | 5.7827 | 1.7358 | 0.9129 | 0.4960 | 0.4008 | 0.3661 | 0.3690 | 0.3931 | 0.4357 | 0.4477 | 0.5141 | 0.5686 | 0.6147 | 0.6946 | 0.7406 | 0.8374 | 0.8906 | 1.0140 | 1.1103 | 1.2336 | 1.3549 | 1.5483 | 1.7280 | 2.0698 | 2.6956 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 115.4583 | 5.1932 | 1.6942 | 0.7695 | 0.5987 | 0.4881 | 0.4165 | 0.4279 | 0.4629 | 0.4695 | 0.5260 | 0.5845 | 0.6414 | 0.6907 | 0.7493 | 0.8403 | 0.8981 | 1.0229 | 1.1180 | 1.2402 | 1.3643 | 1.5483 | 1.7425 | 2.0862 | 2.7072 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 92.5586 | 4.9964 | 1.5476 | 0.8955 | 0.5917 | 0.5533 | 0.5093 | 0.4997 | 0.5023 | 0.5599 | 0.5973 | 0.6586 | 0.7090 | 0.7646 | 0.8535 | 0.9032 | 1.0336 | 1.1198 | 1.2479 | 1.3649 | 1.5562 | 1.7464 | 2.0959 | 2.7129 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 86.7024 | 4.6541 | 1.6744 | 0.8502 | 0.6820 | 0.5712 | 0.5713 | 0.5574 | 0.5999 | 0.6226 | 0.6776 | 0.7210 | 0.7788 | 0.8656 | 0.9138 | 1.0501 | 1.1284 | 1.2680 | 1.3691 | 1.5581 | 1.7508 | 2.0995 | 2.7179 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 86.3026 | 4.5910 | 1.6611 | 0.9488 | 0.7165 | 0.6442 | 0.6240 | 0.6478 | 0.6626 | 0.7115 | 0.7440 | 0.7915 | 0.8754 | 0.9212 | 1.0658 | 1.1373 | 1.2701 | 1.3819 | 1.5728 | 1.7788 | 2.1074 | 2.7659 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 90.7047 | 4.5505 | 1.5749 | 0.9804 | 0.8002 | 0.7449 | 0.7138 | 0.7023 | 0.7476 | 0.7582 | 0.8109 | 0.8906 | 0.9392 | 1.0683 | 1.1551 | 1.2859 | 1.3974 | 1.5829 | 1.7724 | 2.1288 | 2.7790 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 80.0006 | 4.2086 | 1.6745 | 1.0309 | 0.8727 | 0.7914 | 0.7664 | 0.7603 | 0.7845 | 0.8410 | 0.9100 | 0.9672 | 1.0899 | 1.1819 | 1.2953 | 1.4114 | 1.6047 | 1.7899 | 2.1242 | 2.7816 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 76.6441 | 4.1491 | 1.7005 | 1.2050 | 0.9314 | 0.8677 | 0.8231 | 0.8340 | 0.8676 | 0.9327 | 0.9800 | 1.1052 | 1.1853 | 1.3086 | 1.4173 | 1.5963 | 1.8041 | 2.1470 | 2.8239 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66.9916 | 3.9958 | 1.8760 | 1.1594 | 1.0186 | 0.9161 | 0.8866 | 0.9363 | 0.9671 | 1.0107 | 1.1159 | 1.2065 | 1.3322 | 1.4426 | 1.6158 | 1.8226 | 2.1894 | 2.8415 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66.9961 | 4.2831 | 1.9111 | 1.2804 | 1.0842 | 1.0018 | 0.9943 | 1.0191 | 1.0487 | 1.1527 | 1.2257 | 1.3668 | 1.4859 | 1.6295 | 1.8620 | 2.2149 | 2.8761 |

Tableau B.9

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Weibull partiellement corrélé;

$$N = 36, \rho = 0.5 \text{ et } P_{fc} = 10^{-2}$$

| $\frac{\hat{m}}{\hat{m}_1}$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|-----------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 52.7512 | 2.7420 | 0.5062 | -0.0781 | -0.3971 | -0.5068 | -0.5460 | -0.5291 | -0.4633 | -0.4415 | -0.3626 | -0.3132 | -0.2778 | -0.2036 | -0.1302 | -0.0825 | 0.0010 | 0.0682 | 0.1262 | 0.1958 | 0.2668 | 0.3381 | 0.4157 | 0.5013 | 0.5621 | 0.6558 | 0.7533 | 0.8256 | 0.9422 | 1.0805 | 1.2267 | 1.4054 | 1.6378 | 1.9981 |
| 1 | 0 | 30.8842 | 2.0925 | 0.3197 | -0.1961 | -0.3768 | -0.5267 | -0.4881 | -0.4457 | -0.4219 | -0.3595 | -0.3095 | -0.2738 | -0.2021 | -0.1326 | -0.0781 | 0.0034 | 0.0738 | 0.1262 | 0.2030 | 0.2716 | 0.3350 | 0.4223 | 0.5010 | 0.5688 | 0.6594 | 0.7455 | 0.8289 | 0.9405 | 1.0777 | 1.2262 | 1.4026 | 1.6430 | 1.9916 |
| 2 | 0 | 0 | 22.4215 | 2.1372 | 0.1998 | -0.2427 | -0.4303 | -0.4468 | -0.4126 | -0.3935 | -0.3264 | -0.3127 | -0.2665 | -0.1922 | -0.1353 | -0.0715 | 0.0086 | 0.0741 | 0.1295 | 0.1978 | 0.2653 | 0.3372 | 0.4211 | 0.4924 | 0.5678 | 0.6562 | 0.7473 | 0.8287 | 0.9374 | 1.0791 | 1.2190 | 1.4109 | 1.6398 | 1.9865 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 20.1970 | 1.3776 | 0.1513 | -0.2337 | -0.3393 | -0.3650 | -0.3630 | -0.3059 | -0.2824 | -0.2410 | -0.1742 | -0.1204 | -0.0672 | 0.0023 | 0.0754 | 0.1332 | 0.2031 | 0.2797 | 0.3472 | 0.4254 | 0.4991 | 0.5663 | 0.6537 | 0.7541 | 0.8351 | 0.9333 | 1.0764 | 1.2172 | 1.4101 | 1.6448 | 1.9849 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13.3374 | 1.3356 | 0.0983 | -0.1803 | -0.2896 | -0.3245 | -0.2843 | -0.2454 | -0.2314 | -0.1644 | -0.1065 | -0.0579 | 0.0199 | 0.0831 | 0.1379 | 0.2017 | 0.2742 | 0.3419 | 0.4182 | 0.5025 | 0.5744 | 0.6496 | 0.7548 | 0.8395 | 0.9333 | 1.0800 | 1.2096 | 1.4156 | 1.6442 | 1.9834 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11.7765 | 1.0516 | 0.1161 | -0.1627 | -0.2422 | -0.2500 | -0.2332 | -0.2141 | -0.1585 | -0.1011 | -0.0565 | 0.0220 | 0.0913 | 0.1515 | 0.2054 | 0.2800 | 0.3463 | 0.4232 | 0.5157 | 0.5769 | 0.6538 | 0.7518 | 0.8464 | 0.9408 | 1.0771 | 1.2083 | 1.4113 | 1.6435 | 1.9929 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10.9113 | 0.9920 | 0.0076 | -0.1121 | -0.1404 | -0.2241 | -0.1869 | -0.1358 | -0.0840 | -0.0402 | 0.0344 | 0.0950 | 0.1506 | 0.2055 | 0.2827 | 0.3583 | 0.4211 | 0.5124 | 0.5768 | 0.6628 | 0.7571 | 0.8451 | 0.9351 | 1.0758 | 1.2209 | 1.4084 | 1.6443 | 1.9936 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12.0329 | 0.8369 | 0.1543 | -0.0585 | -0.1523 | -0.1677 | -0.1086 | -0.0682 | -0.0320 | 0.0337 | 0.1002 | 0.1689 | 0.2067 | 0.2874 | 0.3643 | 0.4233 | 0.5128 | 0.5664 | 0.6702 | 0.7574 | 0.8428 | 0.9370 | 1.0739 | 1.2254 | 1.4190 | 1.6449 | 2.0144 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11.6438 | 0.8932 | 0.1234 | -0.0939 | -0.0896 | -0.1015 | -0.0406 | -0.0116 | 0.0502 | 0.1064 | 0.1738 | 0.2127 | 0.2883 | 0.3634 | 0.4246 | 0.5141 | 0.5701 | 0.6694 | 0.7560 | 0.8418 | 0.9405 | 1.0737 | 1.2237 | 1.4266 | 1.6424 | 2.0214 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10.4906 | 0.8886 | 0.1354 | 0.0263 | -0.0447 | -0.0051 | 0.0133 | 0.0668 | 0.1324 | 0.1885 | 0.2392 | 0.3090 | 0.3737 | 0.4273 | 0.5159 | 0.5753 | 0.6663 | 0.7562 | 0.8516 | 0.9429 | 1.0793 | 1.2272 | 1.4250 | 1.6533 | 2.0233 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.9984 | 1.0472 | 0.2104 | 0.0843 | 0.0455 | 0.0384 | 0.0778 | 0.1590 | 0.1898 | 0.2366 | 0.3088 | 0.3843 | 0.4378 | 0.5138 | 0.5821 | 0.6714 | 0.7614 | 0.8413 | 0.9427 | 1.0746 | 1.2176 | 1.4305 | 1.6571 | 2.0290 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9.6476 | 0.8318 | 0.2682 | 0.1360 | 0.1265 | 0.1208 | 0.1654 | 0.2012 | 0.2617 | 0.3151 | 0.3844 | 0.4440 | 0.5207 | 0.5788 | 0.6805 | 0.7626 | 0.8544 | 0.9466 | 1.0828 | 1.2326 | 1.4317 | 1.6645 | 2.0331 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9.7891 | 0.9502 | 0.3596 | 0.1992 | 0.1573 | 0.1931 | 0.2351 | 0.2821 | 0.3330 | 0.3993 | 0.4522 | 0.5226 | 0.5845 | 0.6792 | 0.7694 | 0.8528 | 0.9520 | 1.0890 | 1.2360 | 1.4389 | 1.6623 | 2.0360 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.3150 | 0.9599 | 0.3882 | 0.2376 | 0.2456 | 0.2657 | 0.2981 | 0.3364 | 0.3958 | 0.4702 | 0.5356 | 0.6072 | 0.6825 | 0.7731 | 0.8591 | 0.9525 | 1.0965 | 1.2369 | 1.4391 | 1.6593 | 2.0513 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.4087 | 1.0617 | 0.4087 | 0.3184 | 0.3229 | 0.3286 | 0.3710 | 0.4003 | 0.4799 | 0.5368 | 0.6168 | 0.6830 | 0.7757 | 0.8634 | 0.9623 | 1.0964 | 1.2380 | 1.4371 | 1.6726 | 2.0588 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.2302 | 1.0179 | 0.5206 | 0.4185 | 0.3950 | 0.3867 | 0.4294 | 0.4921 | 0.5573 | 0.6255 | 0.6911 | 0.7868 | 0.8727 | 0.9733 | 1.0921 | 1.2400 | 1.4469 | 1.6910 | 2.0593 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.9320 | 1.0576 | 0.5255 | 0.4748 | 0.4521 | 0.4352 | 0.4968 | 0.5663 | 0.6382 | 0.7000 | 0.7946 | 0.8876 | 0.9848 | 1.0931 | 1.2522 | 1.4392 | 1.7070 | 2.0503 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.8942 | 0.9649 | 0.6501 | 0.5011 | 0.4699 | 0.5351 | 0.5781 | 0.6551 | 0.7238 | 0.7973 | 0.8765 | 0.9981 | 1.1022 | 1.2787 | 1.4375 | 1.7116 | 2.0668 |

Tableau B.10

Coefficient du seuil de censure du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{\gamma}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}}$) pour un clutter Weibull complètement corrélé;

$$N = 36, \rho = 1 \text{ et } P_{fc} = 10^{-2}$$

| $\hat{m} \backslash \hat{m}_1$ | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 | 33 | 34 | 35 |
|--------------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 19.0837 | 1.1037 | -0.0572 | -0.4412 | -0.5033 | -0.5345 | -0.4746 | -0.4476 | -0.4146 | -0.3616 | -0.3158 | -0.2696 | -0.2381 | -0.1940 | -0.1405 | -0.0923 | -0.0116 | 0.0047 | 0.0517 | 0.0960 | 0.1468 | 0.1813 | 0.2194 | 0.2740 | 0.2892 | 0.3398 | 0.3916 | 0.4264 | 0.4701 | 0.5274 | 0.5614 | 0.6419 | 0.7225 | 0.8250 |
| 1 | 0 | 14.3321 | 0.6067 | -0.2147 | -0.4854 | -0.5178 | -0.4799 | -0.4796 | -0.4318 | -0.4072 | -0.3512 | -0.3077 | -0.2674 | -0.2358 | -0.1756 | -0.1237 | -0.0475 | -0.0175 | 0.0243 | 0.0647 | 0.1198 | 0.1492 | 0.1848 | 0.2400 | 0.2698 | 0.3052 | 0.3678 | 0.4045 | 0.4504 | 0.4988 | 0.5400 | 0.6207 | 0.6973 | 0.8071 |
| 2 | 0 | 0 | 12.7682 | 0.4321 | -0.2430 | -0.4578 | -0.4870 | -0.4895 | -0.4599 | -0.4182 | -0.3654 | -0.3441 | -0.3066 | -0.2731 | -0.2051 | -0.1510 | -0.0764 | -0.0507 | -0.0095 | 0.0273 | 0.0900 | 0.1227 | 0.1563 | 0.2093 | 0.2394 | 0.2778 | 0.3387 | 0.3714 | 0.4221 | 0.4723 | 0.5146 | 0.6004 | 0.6766 | 0.7961 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 8.7049 | 0.4208 | -0.2646 | -0.3770 | -0.4565 | -0.4581 | -0.4182 | -0.3751 | -0.3625 | -0.3259 | -0.2950 | -0.2297 | -0.1826 | -0.1014 | -0.0734 | -0.0415 | 0.0083 | 0.0637 | 0.0888 | 0.1338 | 0.1828 | 0.2142 | 0.2578 | 0.3114 | 0.3529 | 0.3984 | 0.4577 | 0.4934 | 0.5776 | 0.6683 | 0.7808 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.0896 | 0.2262 | -0.1909 | -0.3664 | -0.4267 | -0.4095 | -0.3739 | -0.3618 | -0.3297 | -0.2937 | -0.2414 | -0.1977 | -0.1184 | -0.0961 | -0.0620 | -0.0019 | 0.0456 | 0.0786 | 0.1103 | 0.1603 | 0.1984 | 0.2413 | 0.2994 | 0.3284 | 0.3822 | 0.4454 | 0.4801 | 0.5600 | 0.6579 | 0.7759 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8.0618 | 0.3765 | -0.1987 | -0.3741 | -0.3771 | -0.3497 | -0.3633 | -0.3361 | -0.2983 | -0.2623 | -0.2135 | -0.1386 | -0.1142 | -0.0777 | -0.0186 | 0.0280 | 0.0601 | 0.1060 | 0.1458 | 0.1846 | 0.2308 | 0.2893 | 0.3162 | 0.3681 | 0.4317 | 0.4716 | 0.5492 | 0.6523 | 0.7661 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5.7425 | 0.2879 | -0.2344 | -0.3395 | -0.3266 | -0.3476 | -0.3292 | -0.2982 | -0.2673 | -0.2072 | -0.1485 | -0.1257 | -0.0953 | -0.0267 | 0.0165 | 0.0510 | 0.0941 | 0.1321 | 0.1777 | 0.2247 | 0.2766 | 0.3109 | 0.3615 | 0.4142 | 0.4608 | 0.5443 | 0.6464 | 0.7555 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.2168 | 0.0822 | -0.1967 | -0.2644 | -0.3227 | -0.3120 | -0.3041 | -0.2676 | -0.2067 | -0.1487 | -0.1319 | -0.0961 | -0.0290 | 0.0047 | 0.0453 | 0.0869 | 0.1283 | 0.1692 | 0.2160 | 0.2707 | 0.3013 | 0.3538 | 0.4054 | 0.4532 | 0.5334 | 0.6395 | 0.7578 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.4602 | 0.2111 | -0.1377 | -0.2732 | -0.2793 | -0.2977 | -0.2569 | -0.2079 | -0.1404 | -0.1395 | -0.1023 | -0.0339 | 0.0047 | 0.0350 | 0.0760 | 0.1350 | 0.1578 | 0.2073 | 0.2653 | 0.2998 | 0.3430 | 0.4037 | 0.4428 | 0.5367 | 0.6353 | 0.7532 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.2382 | 0.3298 | -0.1610 | -0.2457 | -0.2609 | -0.2385 | -0.2008 | -0.1522 | -0.1315 | -0.0979 | -0.0417 | -0.0007 | 0.0458 | 0.0748 | 0.1218 | 0.1543 | 0.1956 | 0.2539 | 0.2932 | 0.3394 | 0.3895 | 0.4380 | 0.5328 | 0.6264 | 0.7440 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.9749 | 0.2216 | -0.1108 | -0.2340 | -0.2367 | -0.2036 | -0.1345 | -0.1287 | -0.0996 | -0.0421 | -0.0032 | 0.0372 | 0.0725 | 0.1173 | 0.1557 | 0.1946 | 0.2534 | 0.2745 | 0.3310 | 0.3942 | 0.4366 | 0.5234 | 0.6254 | 0.7513 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.6523 | 0.3141 | -0.1287 | -0.1798 | -0.1692 | -0.1107 | -0.1113 | -0.0960 | -0.0359 | -0.0094 | 0.0387 | 0.0721 | 0.1151 | 0.1565 | 0.1979 | 0.2496 | 0.2770 | 0.3251 | 0.3954 | 0.4330 | 0.5199 | 0.6178 | 0.7494 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.2391 | 0.2286 | -0.0952 | -0.1112 | -0.0904 | -0.0970 | -0.0861 | -0.0255 | -0.0087 | 0.0348 | 0.0739 | 0.1136 | 0.1575 | 0.1969 | 0.2465 | 0.2794 | 0.3150 | 0.3912 | 0.4338 | 0.5195 | 0.6166 | 0.7608 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.0735 | 0.2661 | 0.0175 | -0.0220 | -0.0779 | -0.0588 | -0.0133 | -0.0032 | 0.0414 | 0.0793 | 0.1116 | 0.1451 | 0.1949 | 0.2394 | 0.2794 | 0.3127 | 0.3924 | 0.4275 | 0.5209 | 0.6210 | 0.7555 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.5696 | 0.3458 | 0.0692 | -0.0250 | -0.0479 | 0.0087 | 0.0145 | 0.0444 | 0.0791 | 0.1171 | 0.1450 | 0.1909 | 0.2347 | 0.2721 | 0.3184 | 0.3898 | 0.4264 | 0.5199 | 0.6211 | 0.7622 |
| 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.0859 | 0.3527 | 0.0603 | -0.0008 | 0.0224 | 0.0251 | 0.0524 | 0.0890 | 0.1271 | 0.1499 | 0.1806 | 0.2361 | 0.2665 | 0.3119 | 0.3939 | 0.4272 | 0.5248 | 0.6317 | 0.7673 |
| 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.3405 | 0.4094 | 0.1119 | 0.0558 | 0.0482 | 0.0626 | 0.0956 | 0.1327 | 0.1375 | 0.1789 | 0.2323 | 0.2707 | 0.3123 | 0.3970 | 0.4252 | 0.5225 | 0.6215 | 0.7655 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.1112 | 0.4642 | 0.1373 | 0.0863 | 0.0730 | 0.1139 | 0.1431 | 0.1445 | 0.1900 | 0.2427 | 0.2719 | 0.3098 | 0.3986 | 0.4208 | 0.5257 | 0.6179 | 0.7664 |

Annexe C

C. Coefficient du Seuil de Détection du Processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$)

Tableau C.1

Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$) pour un clutter Log-normal décorrélé;

$$N = 36, \rho = 0 \text{ et } P_{fc} = 10^{-4}$$

| $\hat{m}_2 \backslash \hat{m}_1$ | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|-----------|-----------|
| 0 | 4.1540 | 4.2100 | 4.2070 | 4.2840 | 4.3000 | 4.3650 | 4.3725 | 4.4250 | 4.4800 | 4.5400 | 4.6050 | 4.5960 | 4.6600 | 4.7670 | 4.8650 | 4.9150 | 5.0600 | 5.2600 | 5.3950 |
| 1 | 4.1880 | 4.2180 | 4.2400 | 4.3020 | 4.3490 | 4.3850 | 4.4300 | 4.5100 | 4.5550 | 4.5650 | 4.6750 | 4.7234 | 4.7800 | 4.8650 | 4.9480 | 5.0730 | 5.1960 | 5.4060 | 5.5390 |
| 2 | 4.1950 | 4.2590 | 4.2760 | 4.3465 | 4.3600 | 4.4050 | 4.4700 | 4.5660 | 4.5850 | 4.6400 | 4.7000 | 4.7800 | 4.8800 | 4.9340 | 5.0500 | 5.2000 | 5.2990 | 5.5640 | 5.7390 |
| 3 | 4.2340 | 4.2720 | 4.3080 | 4.3540 | 4.3650 | 4.4570 | 4.5061 | 4.5820 | 4.6200 | 4.6890 | 4.7575 | 4.8300 | 4.9500 | 5.0715 | 5.1957 | 5.3030 | 5.4000 | 5.7300 | 5.9000 |
| 4 | 4.2500 | 4.2890 | 4.3220 | 4.3570 | 4.3970 | 4.4850 | 4.5660 | 4.6370 | 4.6550 | 4.7480 | 4.8920 | 4.9500 | 5.0430 | 5.1300 | 5.2700 | 5.4100 | 5.6200 | 5.9170 | 6.1470 |
| 5 | 4.2850 | 4.3080 | 4.3557 | 4.3760 | 4.4400 | 4.5280 | 4.5980 | 4.6600 | 4.7050 | 4.8300 | 4.9400 | 5.0200 | 5.1100 | 5.2600 | 5.4000 | 5.5500 | 5.7100 | 6.0150 | 6.4300 |
| 6 | 4.3200 | 4.3450 | 4.3720 | 4.4350 | 4.4905 | 4.5820 | 4.6367 | 4.7150 | 4.7600 | 4.8400 | 5.0200 | 5.1225 | 5.1850 | 5.3350 | 5.4600 | 5.6340 | 5.8502 | 6.2500 | 6.6840 |
| 7 | 4.3510 | 4.3940 | 4.4049 | 4.4680 | 4.5400 | 4.5940 | 4.6900 | 4.7510 | 4.8315 | 4.8950 | 5.1000 | 5.1700 | 5.2700 | 5.4750 | 5.6900 | 5.8330 | 6.1200 | 6.5650 | 7.0480 |
| 8 | 4.3702 | 4.3970 | 4.4200 | 4.4850 | 4.5400 | 4.6500 | 4.7460 | 4.7950 | 4.8360 | 4.9270 | 5.1450 | 5.1845 | 5.3650 | 5.5900 | 5.8330 | 6.0800 | 6.4700 | 6.9250 | 7.5700 |
| 9 | 4.3780 | 4.4050 | 4.4350 | 4.5430 | 4.5700 | 4.6580 | 4.7500 | 4.8100 | 4.8944 | 5.0300 | 5.1700 | 5.3350 | 5.4554 | 5.7300 | 6.0500 | 6.3050 | 6.8000 | 7.4400 | 8.3500 |
| 10 | 4.4100 | 4.4490 | 4.4823 | 4.5630 | 4.6060 | 4.7200 | 4.8000 | 4.8550 | 4.9800 | 5.1600 | 5.3300 | 5.5000 | 5.6750 | 5.9795 | 6.2460 | 6.5935 | 7.2600 | 8.2000 | 9.4900 |
| 11 | 4.4706 | 4.4900 | 4.5340 | 4.6000 | 4.6450 | 4.7800 | 4.9220 | 4.9650 | 5.0935 | 5.2800 | 5.4800 | 5.6600 | 5.8740 | 6.2404 | 6.5900 | 7.1000 | 7.7600 | 9.2000 | 10.9000 |
| 12 | 4.4500 | 4.5050 | 4.5700 | 4.6630 | 4.7593 | 4.8500 | 5.0200 | 5.0730 | 5.1410 | 5.4200 | 5.6220 | 5.8500 | 6.1000 | 6.5900 | 7.1630 | 7.7450 | 8.8500 | 10.7500 | 13.7300 |
| 13 | 4.4835 | 4.5400 | 4.5970 | 4.7160 | 4.7755 | 4.8850 | 5.0940 | 5.1710 | 5.3500 | 5.5550 | 5.7560 | 6.0600 | 6.5000 | 7.0900 | 7.7400 | 8.6000 | 10.5100 | 13.1950 | 18.5500 |
| 14 | 4.4950 | 4.5600 | 4.6500 | 4.7800 | 4.8400 | 4.9730 | 5.2000 | 5.2615 | 5.4750 | 5.7700 | 6.0900 | 6.3550 | 6.9100 | 7.5300 | 8.5900 | 10.2300 | 13.1900 | 17.8140 | 32.5000 |
| 15 | 4.5220 | 4.5950 | 4.7070 | 4.8500 | 4.9100 | 5.1000 | 5.3000 | 5.4750 | 5.7110 | 6.0300 | 6.3700 | 6.6700 | 7.5200 | 8.6000 | 10.3000 | 12.2000 | 17.5000 | 30.6000 | 110.0000 |
| 16 | 4.5405 | 4.7200 | 4.7990 | 4.9500 | 5.0400 | 5.2182 | 5.4400 | 5.7100 | 5.9600 | 6.3200 | 6.9000 | 7.5000 | 8.4300 | 10.0200 | 12.1200 | 16.9200 | 31.2000 | 97.0000 | 4420.0000 |
| 17 | 4.6200 | 4.7660 | 4.8590 | 4.9999 | 5.1770 | 5.3500 | 5.6440 | 5.9000 | 6.1920 | 6.7250 | 7.2220 | 8.3000 | 9.8760 | 12.0000 | 16.5000 | 28.2200 | 98.0000 | 3650.0000 | - |

Tableau C.2

Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$) pour un clutter Log-normal partiellement corrélé;

$$N = 36, \rho = 0.5 \text{ et } P_{fc} = 10^{-4}$$

| $\hat{m}_2 \backslash \hat{m}_1$ | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|-----------|-----------|
| 0 | 3.7775 | 3.8345 | 3.8750 | 3.9450 | 3.9620 | 4.0030 | 4.0730 | 4.1300 | 4.2008 | 4.3000 | 4.3900 | 4.3850 | 4.4600 | 4.5610 | 4.6740 | 4.8080 | 4.9077 | 5.0200 | 5.2000 |
| 1 | 3.8000 | 3.8450 | 3.8850 | 3.9500 | 3.9780 | 4.0230 | 4.0961 | 4.2000 | 4.3050 | 4.3650 | 4.4100 | 4.4550 | 4.5300 | 4.6110 | 4.7800 | 4.9400 | 5.0350 | 5.1200 | 5.3500 |
| 2 | 3.8200 | 3.8700 | 3.9000 | 3.9630 | 4.0020 | 4.0630 | 4.1200 | 4.2200 | 4.3500 | 4.4100 | 4.4820 | 4.5590 | 4.6350 | 4.8000 | 4.9070 | 5.0700 | 5.1290 | 5.2600 | 5.4850 |
| 3 | 3.8255 | 3.8660 | 3.9250 | 3.9770 | 4.0100 | 4.0900 | 4.1760 | 4.2520 | 4.3330 | 4.4400 | 4.5200 | 4.6000 | 4.6816 | 4.8990 | 4.9700 | 5.1400 | 5.2650 | 5.3600 | 5.6600 |
| 4 | 3.8300 | 3.8740 | 3.9430 | 4.0150 | 4.0490 | 4.1200 | 4.1900 | 4.2850 | 4.3740 | 4.4900 | 4.5520 | 4.6700 | 4.7750 | 4.9565 | 5.1075 | 5.2300 | 5.4200 | 5.5900 | 5.8150 |
| 5 | 3.8405 | 3.8950 | 3.9530 | 4.0400 | 4.0920 | 4.1500 | 4.2300 | 4.2700 | 4.3650 | 4.5150 | 4.6300 | 4.7025 | 4.8600 | 4.9700 | 5.1060 | 5.4600 | 5.6400 | 5.8360 | 6.0800 |
| 6 | 3.8150 | 3.9240 | 4.0000 | 4.0500 | 4.1225 | 4.1900 | 4.2700 | 4.3050 | 4.4595 | 4.5600 | 4.6800 | 4.8020 | 4.9300 | 5.0522 | 5.3030 | 5.5800 | 5.8350 | 6.0900 | 6.3400 |
| 7 | 3.8447 | 3.9540 | 4.0101 | 4.0750 | 4.1500 | 4.2050 | 4.2900 | 4.3800 | 4.4850 | 4.5660 | 4.7400 | 4.8970 | 5.0350 | 5.1970 | 5.3900 | 5.7550 | 6.0130 | 6.3340 | 6.7350 |
| 8 | 3.8610 | 3.9700 | 4.0250 | 4.0875 | 4.1750 | 4.2350 | 4.3700 | 4.4300 | 4.5130 | 4.6505 | 4.8450 | 5.0040 | 5.1000 | 5.3300 | 5.6500 | 5.9600 | 6.2500 | 6.6800 | 7.3400 |
| 9 | 3.8740 | 3.9700 | 4.0400 | 4.0990 | 4.2150 | 4.3100 | 4.3950 | 4.4740 | 4.5800 | 4.7350 | 4.9300 | 5.0900 | 5.2500 | 5.4800 | 5.9250 | 6.1750 | 6.5830 | 7.1650 | 7.9150 |
| 10 | 3.8860 | 3.9820 | 4.0805 | 4.1400 | 4.2200 | 4.3700 | 4.4550 | 4.5330 | 4.6700 | 4.8330 | 4.9970 | 5.1800 | 5.4950 | 5.6900 | 6.0800 | 6.6060 | 7.0100 | 7.8100 | 8.9300 |
| 11 | 3.9340 | 4.0150 | 4.1180 | 4.2070 | 4.2850 | 4.4350 | 4.4975 | 4.5920 | 4.6750 | 4.8900 | 5.0950 | 5.3850 | 5.6260 | 5.9100 | 6.3950 | 7.0000 | 7.5800 | 8.7300 | 10.1900 |
| 12 | 3.9450 | 4.0460 | 4.1300 | 4.2400 | 4.3370 | 4.4770 | 4.5750 | 4.6995 | 4.8000 | 5.0530 | 5.2650 | 5.5600 | 5.8900 | 6.2000 | 6.9000 | 7.7800 | 8.5500 | 9.9500 | 12.9200 |
| 13 | 3.9800 | 4.0640 | 4.1600 | 4.2660 | 4.3900 | 4.5050 | 4.6500 | 4.8010 | 4.8930 | 5.1600 | 5.4750 | 5.8000 | 6.1157 | 6.6700 | 7.5000 | 8.6100 | 10.1300 | 12.9500 | 18.3000 |
| 14 | 3.9892 | 4.1300 | 4.2175 | 4.3300 | 4.4640 | 4.6100 | 4.7360 | 4.8600 | 5.0800 | 5.3950 | 5.6560 | 6.1600 | 6.5200 | 7.2700 | 8.2250 | 10.0600 | 12.4000 | 17.5700 | 33.0000 |
| 15 | 3.9850 | 4.1550 | 4.2760 | 4.3650 | 4.6030 | 4.7000 | 4.8350 | 5.0350 | 5.2500 | 5.6135 | 5.9700 | 6.5040 | 7.2300 | 7.9900 | 9.4550 | 11.9700 | 16.8000 | 30.2200 | 101.0000 |
| 16 | 4.0495 | 4.2075 | 4.3140 | 4.4500 | 4.6630 | 4.7900 | 4.9300 | 5.1750 | 5.4600 | 5.8400 | 6.3000 | 7.0450 | 8.0700 | 9.3300 | 11.7300 | 16.3000 | 29.4900 | 97.2000 | 4600.0000 |
| 17 | 4.0950 | 4.2600 | 4.3700 | 4.5400 | 4.7260 | 4.9100 | 5.0770 | 5.3310 | 5.6900 | 6.1700 | 6.8000 | 7.7500 | 9.1100 | 11.2500 | 16.1000 | 27.9000 | 94.0000 | 4600.0000 | - |

Tableau C.3

Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N,\hat{m}_1,\hat{m}_2}$) pour un clutter Log-normal complètement corrélé

$$N = 36, \rho = 1 \text{ et } P_{fc} = 10^{-4}$$

| $\hat{m}_2 \backslash \hat{m}_1$ | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|-----------|-----------|
| 0 | 1.0983 | 1.1380 | 1.1880 | 1.2362 | 1.2910 | 1.3650 | 1.4095 | 1.4620 | 1.5055 | 1.5600 | 1.6290 | 1.6870 | 1.7650 | 1.8000 | 1.8880 | 1.9531 | 2.0490 | 2.1000 | 2.1250 |
| 1 | 1.1188 | 1.1449 | 1.1976 | 1.2820 | 1.2930 | 1.3690 | 1.4035 | 1.4770 | 1.5450 | 1.6200 | 1.6850 | 1.7360 | 1.7792 | 1.8450 | 1.9070 | 1.9760 | 2.0494 | 2.1400 | 2.1600 |
| 2 | 1.1375 | 1.1600 | 1.2264 | 1.3044 | 1.3195 | 1.4033 | 1.4300 | 1.5050 | 1.5850 | 1.6550 | 1.7180 | 1.7565 | 1.8440 | 1.8950 | 1.9987 | 2.0600 | 2.1600 | 2.2350 | 2.2560 |
| 3 | 1.1385 | 1.1797 | 1.2406 | 1.3010 | 1.3550 | 1.4390 | 1.4660 | 1.5380 | 1.6050 | 1.6733 | 1.7476 | 1.8010 | 1.8955 | 1.9600 | 2.0460 | 2.1260 | 2.2250 | 2.2770 | 2.3680 |
| 4 | 1.1444 | 1.1797 | 1.2630 | 1.3190 | 1.3610 | 1.4500 | 1.4850 | 1.5440 | 1.6360 | 1.7235 | 1.7620 | 1.8384 | 1.9334 | 1.9830 | 2.0750 | 2.2140 | 2.2790 | 2.3800 | 2.4570 |
| 5 | 1.1498 | 1.1797 | 1.2576 | 1.3286 | 1.3670 | 1.4540 | 1.5040 | 1.5700 | 1.6590 | 1.7350 | 1.7975 | 1.8610 | 1.9790 | 2.0050 | 2.1250 | 2.2605 | 2.3365 | 2.4330 | 2.5475 |
| 6 | 1.1620 | 1.1969 | 1.2567 | 1.3225 | 1.3970 | 1.4700 | 1.5120 | 1.6100 | 1.6900 | 1.7700 | 1.8150 | 1.8915 | 1.9820 | 2.0470 | 2.1690 | 2.3140 | 2.3930 | 2.4780 | 2.5930 |
| 7 | 1.1747 | 1.2205 | 1.2850 | 1.3455 | 1.4100 | 1.5050 | 1.5285 | 1.6320 | 1.7100 | 1.7850 | 1.8410 | 1.9260 | 2.0350 | 2.1020 | 2.2200 | 2.4000 | 2.5270 | 2.6380 | 2.7900 |
| 8 | 1.1829 | 1.2300 | 1.2795 | 1.3640 | 1.4400 | 1.5150 | 1.5560 | 1.6700 | 1.7540 | 1.8208 | 1.9254 | 2.0250 | 2.1270 | 2.1900 | 2.3650 | 2.5270 | 2.6570 | 2.8250 | 2.9900 |
| 9 | 1.1853 | 1.2265 | 1.2890 | 1.3630 | 1.4320 | 1.5270 | 1.5775 | 1.6800 | 1.7950 | 1.8360 | 1.9130 | 2.0720 | 2.1450 | 2.2270 | 2.4160 | 2.5980 | 3.0500 | 2.9780 | 3.2895 |
| 10 | 1.1929 | 1.2235 | 1.2973 | 1.3715 | 1.4450 | 1.5520 | 1.5936 | 1.7050 | 1.8160 | 1.8645 | 1.9820 | 2.1100 | 2.2370 | 2.3700 | 2.5260 | 2.7900 | 3.2500 | 3.2200 | 3.5800 |
| 11 | 1.1911 | 1.2330 | 1.3040 | 1.3840 | 1.4635 | 1.5640 | 1.6250 | 1.7308 | 1.8200 | 1.9080 | 2.0250 | 2.1415 | 2.3100 | 2.4700 | 2.6500 | 3.0300 | 3.2500 | 3.6300 | 4.1600 |
| 12 | 1.2091 | 1.2500 | 1.3160 | 1.4200 | 1.4850 | 1.5800 | 1.6630 | 1.7455 | 1.8600 | 1.9530 | 2.0950 | 2.1950 | 2.4020 | 2.5928 | 2.8700 | 3.2200 | 3.6800 | 4.0630 | 5.0200 |
| 13 | 1.2139 | 1.2660 | 1.3370 | 1.4250 | 1.5090 | 1.5950 | 1.6770 | 1.7800 | 1.9100 | 2.0200 | 2.1517 | 2.3300 | 2.5200 | 2.7700 | 2.9900 | 3.4400 | 4.0900 | 4.9000 | 6.6900 |
| 14 | 1.2222 | 1.2810 | 1.3395 | 1.4299 | 1.5210 | 1.6200 | 1.7250 | 1.8270 | 1.9530 | 2.0635 | 2.2374 | 2.4650 | 2.7140 | 3.0300 | 3.4350 | 4.0050 | 5.2010 | 6.9420 | 12.2100 |
| 15 | 1.2194 | 1.2800 | 1.3500 | 1.4350 | 1.5380 | 1.6334 | 1.7455 | 1.8480 | 1.9740 | 2.1110 | 2.3240 | 2.5200 | 2.8600 | 3.2040 | 3.8700 | 4.8700 | 6.7500 | 11.7800 | 32.9300 |
| 16 | 1.2377 | 1.2970 | 1.3630 | 1.4500 | 1.5500 | 1.6920 | 1.7710 | 1.8700 | 2.0565 | 2.2050 | 2.4700 | 2.7710 | 3.1370 | 3.6800 | 4.8300 | 6.5200 | 11.5000 | 38.0000 | 1480.0000 |
| 17 | 1.2351 | 1.3011 | 1.3730 | 1.4600 | 1.5815 | 1.6940 | 1.7800 | 1.8840 | 2.1055 | 2.2850 | 2.5310 | 2.9190 | 3.4600 | 4.2850 | 6.2000 | 11.3530 | 34.3500 | 1800.0000 | - |

Tableau C.4

Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un clutter Weibull décorrélé;

$$N = 36, \rho = 0 \text{ et } P_{fc} = 10^{-4}$$

| $\hat{m}_2 \backslash \hat{m}_1$ | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|-----------|-----------|
| 0 | 2.5934 | 2.6330 | 2.6770 | 2.7020 | 2.7335 | 2.7990 | 2.8510 | 2.9200 | 2.9850 | 3.0400 | 3.1200 | 3.2100 | 3.2900 | 3.3981 | 3.5300 | 3.6700 | 3.7800 | 3.9450 | 4.2600 |
| 1 | 2.6050 | 2.6390 | 2.6875 | 2.7120 | 2.7530 | 2.8050 | 2.8610 | 2.9374 | 2.9960 | 3.0930 | 3.1600 | 3.2676 | 3.3440 | 3.4600 | 3.5800 | 3.7200 | 3.8850 | 4.0640 | 4.2650 |
| 2 | 2.6230 | 2.6520 | 2.6973 | 2.7250 | 2.7450 | 2.8115 | 2.8680 | 2.9500 | 3.0156 | 3.0750 | 3.1700 | 3.2947 | 3.4230 | 3.5200 | 3.6800 | 3.8242 | 4.0130 | 4.1437 | 4.4350 |
| 3 | 2.6240 | 2.6730 | 2.7050 | 2.7510 | 2.7660 | 2.8460 | 2.8940 | 2.9770 | 3.0350 | 3.1300 | 3.2050 | 3.3485 | 3.4650 | 3.5880 | 3.7800 | 3.9220 | 4.0450 | 4.3000 | 4.6400 |
| 4 | 2.6465 | 2.6900 | 2.7160 | 2.7660 | 2.8010 | 2.8850 | 2.9220 | 3.0158 | 3.0850 | 3.1450 | 3.2350 | 3.4140 | 3.5080 | 3.6350 | 3.8650 | 3.9800 | 4.1900 | 4.4380 | 4.8350 |
| 5 | 2.6410 | 2.6920 | 2.7230 | 2.7900 | 2.8230 | 2.8945 | 2.9600 | 3.0520 | 3.1350 | 3.2000 | 3.3040 | 3.4900 | 3.5975 | 3.7470 | 3.9670 | 4.1100 | 4.3850 | 4.6700 | 5.1000 |
| 6 | 2.6540 | 2.7100 | 2.7450 | 2.8040 | 2.8510 | 2.9095 | 2.9800 | 3.0780 | 3.1660 | 3.2465 | 3.4200 | 3.5120 | 3.6669 | 3.8720 | 4.0950 | 4.2700 | 4.5770 | 4.8900 | 5.3070 |
| 7 | 2.6750 | 2.7300 | 2.7630 | 2.8100 | 2.8730 | 2.9220 | 3.0000 | 3.0880 | 3.2345 | 3.2980 | 3.4490 | 3.4650 | 3.8000 | 3.9500 | 4.2500 | 4.4440 | 4.7750 | 5.1790 | 5.7000 |
| 8 | 2.7010 | 2.7430 | 2.7860 | 2.8550 | 2.9190 | 2.9550 | 3.0470 | 3.1660 | 3.2650 | 3.3400 | 3.5150 | 3.6520 | 3.8700 | 4.1250 | 4.4200 | 4.6300 | 5.0900 | 5.5800 | 6.2600 |
| 9 | 2.7144 | 2.7550 | 2.8306 | 2.8830 | 2.9400 | 2.9930 | 3.0600 | 3.2170 | 3.3050 | 3.4250 | 3.5790 | 3.7150 | 3.9450 | 4.2360 | 4.5650 | 4.8500 | 5.4150 | 5.9900 | 6.9700 |
| 10 | 2.7300 | 2.7890 | 2.8710 | 2.9250 | 2.9650 | 3.0310 | 3.1375 | 3.2550 | 3.3700 | 3.4917 | 3.6950 | 3.8700 | 4.1070 | 4.4040 | 4.8100 | 5.0970 | 5.7800 | 6.5550 | 7.9300 |
| 11 | 2.7350 | 2.8100 | 2.8630 | 2.9170 | 2.9860 | 3.0545 | 3.1950 | 3.3000 | 3.4370 | 3.5600 | 3.8500 | 4.0200 | 4.3350 | 4.6250 | 5.1435 | 5.5800 | 6.3844 | 7.4300 | 9.2323 |
| 12 | 2.7450 | 2.8280 | 2.9014 | 2.9615 | 3.0000 | 3.1450 | 3.2560 | 3.4150 | 3.5330 | 3.6950 | 3.9950 | 4.2060 | 4.5200 | 4.8500 | 5.5000 | 6.1500 | 7.2600 | 8.7160 | 11.8500 |
| 13 | 2.7750 | 2.8400 | 2.9230 | 2.9940 | 3.0600 | 3.1800 | 3.3180 | 3.4650 | 3.6570 | 3.7850 | 4.0450 | 4.3900 | 4.7141 | 5.2450 | 5.9670 | 6.9000 | 8.5500 | 11.2100 | 15.9500 |
| 14 | 2.7875 | 2.8600 | 2.9500 | 3.0150 | 3.1650 | 3.2390 | 3.4130 | 3.5400 | 3.7670 | 3.9810 | 4.2330 | 4.5950 | 5.0650 | 5.6700 | 6.7500 | 8.0800 | 10.8600 | 15.6040 | 28.6400 |
| 15 | 2.7965 | 2.8970 | 2.9680 | 3.0850 | 3.1750 | 3.3420 | 3.4800 | 3.6890 | 3.9340 | 4.1990 | 4.5280 | 4.8915 | 5.5900 | 6.3300 | 7.8700 | 10.3200 | 15.5240 | 26.5000 | 98.5000 |
| 16 | 2.8220 | 2.9300 | 3.0400 | 3.1400 | 3.2496 | 3.4500 | 3.5860 | 3.8000 | 4.0950 | 4.4000 | 4.8056 | 5.3640 | 6.2700 | 7.4350 | 10.1500 | 13.9100 | 25.5000 | 98.2000 | 5460.0000 |
| 17 | 2.8330 | 2.9450 | 3.0785 | 3.1950 | 3.3300 | 3.5530 | 3.7070 | 3.9570 | 4.2700 | 4.5770 | 5.2360 | 5.9650 | 7.3700 | 9.1700 | 13.8500 | 25.8200 | 91.0000 | 3424.3000 | - |

Tableau C.5

Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un clutter Weibull partiellement corrélé;

$$N = 36, \rho = 0.5 \text{ et } P_{fc} = 10^{-4}$$

| $\hat{m}_2 \backslash \hat{m}_1$ | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|-----------|-----------|
| 0 | 2.2666 | 2.3500 | 2.4274 | 2.4900 | 2.5710 | 2.6300 | 2.6550 | 2.7400 | 2.8040 | 2.8835 | 2.8920 | 3.0240 | 3.1360 | 3.2200 | 3.3180 | 3.4550 | 3.5750 | 3.7550 | 3.8735 |
| 1 | 2.2750 | 2.3580 | 2.4190 | 2.4939 | 2.5830 | 2.6541 | 2.6700 | 2.7530 | 2.8280 | 2.9200 | 2.9470 | 3.0700 | 3.1700 | 3.2810 | 3.3730 | 3.5268 | 3.6600 | 3.8300 | 3.9913 |
| 2 | 2.2658 | 2.3650 | 2.4400 | 2.4900 | 2.5880 | 2.6580 | 2.6865 | 2.7720 | 2.8690 | 2.9370 | 2.9780 | 3.1000 | 3.2050 | 3.3230 | 3.4405 | 3.5850 | 3.7600 | 3.9130 | 4.1250 |
| 3 | 2.2780 | 2.3630 | 2.4360 | 2.5020 | 2.5880 | 2.6535 | 2.7160 | 2.7805 | 2.9020 | 2.9560 | 3.0170 | 3.1370 | 3.2380 | 3.3860 | 3.4787 | 9.9000 | 3.8560 | 4.0210 | 4.3550 |
| 4 | 2.2820 | 2.3724 | 2.4516 | 2.5305 | 2.6050 | 2.6770 | 2.7350 | 2.8130 | 2.9250 | 3.0045 | 3.0800 | 3.2031 | 3.2810 | 3.4765 | 3.5700 | 3.7950 | 3.9400 | 4.1800 | 4.5550 |
| 5 | 2.2880 | 2.3800 | 2.4582 | 2.5586 | 2.6220 | 2.7030 | 2.7800 | 2.8308 | 2.9500 | 3.0380 | 3.1100 | 3.2390 | 3.3200 | 3.4800 | 3.6310 | 3.8230 | 4.1220 | 4.4595 | 4.8000 |
| 6 | 2.2940 | 2.3950 | 2.4535 | 2.5650 | 2.6250 | 2.7200 | 2.7850 | 2.8760 | 3.0000 | 3.0700 | 3.1400 | 3.2670 | 3.3950 | 3.6000 | 3.7420 | 3.9420 | 4.2777 | 4.6300 | 5.1650 |
| 7 | 2.3150 | 2.4100 | 2.4610 | 2.5680 | 2.6360 | 2.7600 | 2.8140 | 2.8950 | 3.0400 | 3.1190 | 3.2400 | 3.4120 | 3.5000 | 3.7200 | 3.8900 | 4.1100 | 4.4910 | 4.9200 | 5.5000 |
| 8 | 2.3144 | 2.3970 | 2.4750 | 2.6000 | 2.6620 | 2.7450 | 2.8328 | 2.9420 | 3.1020 | 3.1800 | 3.2685 | 3.5000 | 3.6060 | 3.8250 | 4.0600 | 4.3300 | 4.7000 | 5.1700 | 5.9169 |
| 9 | 2.3300 | 2.4150 | 2.5160 | 2.6000 | 2.6850 | 2.7580 | 2.8600 | 2.9985 | 3.1400 | 3.2550 | 3.3600 | 3.5640 | 3.7290 | 3.9455 | 4.2100 | 4.6300 | 5.1220 | 5.7000 | 6.5480 |
| 10 | 2.3340 | 2.4225 | 2.5100 | 2.6120 | 2.6900 | 2.7920 | 2.8770 | 3.0240 | 3.1450 | 3.2900 | 3.4500 | 3.6230 | 3.8000 | 4.0800 | 4.4050 | 4.8450 | 5.4900 | 6.2300 | 7.4830 |
| 11 | 2.3310 | 2.4305 | 2.5220 | 2.6410 | 2.7170 | 2.8100 | 2.9250 | 3.0435 | 3.2005 | 3.3500 | 3.5840 | 3.7350 | 3.9980 | 4.2990 | 4.6200 | 5.3250 | 6.1000 | 7.2650 | 8.5650 |
| 12 | 2.3560 | 2.4450 | 2.5290 | 2.6650 | 2.7200 | 2.8600 | 2.9610 | 3.1150 | 3.2700 | 3.4900 | 3.6650 | 3.8460 | 4.1800 | 4.6000 | 4.9100 | 5.7240 | 6.8000 | 8.3500 | 11.1450 |
| 13 | 2.3670 | 2.4700 | 2.5560 | 2.6680 | 2.7690 | 2.9180 | 2.9930 | 3.1510 | 3.3500 | 3.5520 | 3.7300 | 3.9950 | 4.3750 | 4.9478 | 5.4540 | 6.5400 | 7.8400 | 10.8700 | 16.1500 |
| 14 | 2.3994 | 2.4850 | 2.6240 | 2.7020 | 2.8360 | 2.9450 | 3.0450 | 3.2495 | 3.4785 | 3.6600 | 3.9415 | 4.2800 | 4.8000 | 5.4250 | 6.3100 | 7.7500 | 10.0200 | 15.2500 | 29.7000 |
| 15 | 2.4200 | 2.5160 | 2.6310 | 2.7345 | 2.9000 | 2.9995 | 3.1420 | 3.3800 | 3.6050 | 3.8550 | 4.2100 | 4.6300 | 5.2240 | 6.1400 | 7.4850 | 9.9000 | 14.2500 | 29.4000 | 96.2000 |
| 16 | 2.4270 | 2.5400 | 2.6400 | 2.7650 | 2.9400 | 3.0500 | 3.2500 | 3.4950 | 3.7440 | 4.0426 | 4.5200 | 5.0020 | 5.7700 | 6.9600 | 9.3119 | 13.3000 | 25.8000 | 96.9000 | 3480.0000 |
| 17 | 2.4400 | 2.5650 | 2.6850 | 2.8120 | 2.9950 | 3.1600 | 3.3843 | 3.6275 | 3.9170 | 4.3400 | 4.8500 | 5.5850 | 6.7500 | 9.0400 | 12.8500 | 22.9600 | 83.0000 | 3600.0000 | - |

Tableau C.6

Coefficient du seuil de détection du processeur DACBLU-CFCAR ($\hat{g}_{N, \hat{m}_1, \hat{m}_2}$) pour un clutter Weibull complètement corrélé;

$$N = 36, \rho = 1 \text{ et } P_{fc} = 10^{-4}$$

| $\hat{m}_2 \backslash \hat{m}_1$ | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|-----------|-----------|
| 0 | 0.9633 | 1.0450 | 1.1185 | 1.2214 | 1.3030 | 1.4075 | 1.5110 | 1.6086 | 1.7170 | 1.8005 | 1.9100 | 2.0335 | 2.1650 | 2.2541 | 2.4450 | 2.5715 | 2.6900 | 2.8630 | 3.0820 |
| 1 | 0.9590 | 1.0412 | 1.1080 | 1.2050 | 1.3030 | 1.3980 | 1.5050 | 1.5930 | 1.7105 | 1.8170 | 1.9120 | 2.0520 | 2.1650 | 2.2760 | 2.4450 | 2.5630 | 2.6930 | 2.8850 | 3.0750 |
| 2 | 0.9456 | 1.0266 | 1.1060 | 1.1970 | 1.2920 | 1.4060 | 1.5040 | 1.5905 | 1.7150 | 1.8300 | 1.9242 | 2.0581 | 2.1800 | 2.3200 | 2.4700 | 2.6110 | 2.7270 | 2.9060 | 3.1340 |
| 3 | 0.9290 | 1.0190 | 1.1070 | 1.1930 | 1.2920 | 1.4065 | 1.5164 | 1.6063 | 1.7170 | 1.8380 | 1.9464 | 2.0730 | 3.4160 | 2.3280 | 2.4840 | 2.6600 | 2.7850 | 2.9790 | 3.1970 |
| 4 | 0.9250 | 1.0227 | 1.1100 | 1.1770 | 1.3007 | 1.4077 | 1.5100 | 1.6030 | 1.7050 | 1.8380 | 1.9619 | 2.0650 | 2.2150 | 2.3290 | 2.5197 | 2.6600 | 2.8100 | 2.9980 | 3.2210 |
| 5 | 0.9240 | 1.0230 | 1.1050 | 1.1780 | 1.2890 | 1.4070 | 1.5180 | 1.6240 | 1.7120 | 1.8345 | 1.9685 | 2.0970 | 2.2350 | 2.3800 | 2.5598 | 2.7140 | 2.8605 | 3.0350 | 3.2750 |
| 6 | 0.9250 | 1.0130 | 1.1040 | 1.1830 | 1.2854 | 1.4030 | 1.5230 | 1.6230 | 1.7356 | 1.8510 | 1.9850 | 2.1220 | 2.2500 | 2.4240 | 2.6230 | 2.7250 | 2.8860 | 3.1200 | 3.4000 |
| 7 | 0.9250 | 1.0199 | 1.1114 | 1.1748 | 1.2780 | 1.4080 | 1.5350 | 1.6240 | 1.7450 | 1.8750 | 1.9925 | 2.1360 | 2.2780 | 2.4550 | 2.6900 | 2.8250 | 3.1130 | 3.2960 | 3.6050 |
| 8 | 0.9220 | 1.0210 | 1.1063 | 1.1850 | 1.3040 | 1.4040 | 1.5130 | 1.6200 | 1.7630 | 1.9130 | 2.0350 | 2.1400 | 2.3730 | 2.5200 | 2.7260 | 2.9400 | 3.2370 | 3.4400 | 3.8360 |
| 9 | 0.9340 | 1.0315 | 1.1090 | 1.1970 | 1.3300 | 1.4340 | 1.5540 | 1.6710 | 1.7960 | 1.9400 | 2.0980 | 2.2250 | 2.4500 | 2.6570 | 2.8650 | 3.2016 | 3.3800 | 3.6650 | 4.1950 |
| 10 | 0.9430 | 1.0356 | 1.1240 | 1.1954 | 1.3450 | 1.4560 | 1.5965 | 1.6910 | 1.7930 | 1.9350 | 2.1300 | 2.2800 | 2.4830 | 2.7160 | 3.0000 | 3.3300 | 3.7200 | 4.1000 | 4.7400 |
| 11 | 0.9413 | 1.0475 | 1.1330 | 1.2140 | 1.3270 | 1.4650 | 1.5965 | 1.7000 | 1.8500 | 2.0140 | 2.1630 | 2.3440 | 2.5950 | 2.7500 | 3.1900 | 3.5620 | 4.0100 | 4.6360 | 5.5800 |
| 12 | 0.9490 | 1.0525 | 1.1425 | 1.2333 | 1.3680 | 1.4950 | 1.6300 | 1.7550 | 1.9100 | 2.0430 | 2.2373 | 2.3940 | 2.7000 | 2.9597 | 3.4200 | 3.8500 | 4.5550 | 5.4900 | 6.8000 |
| 13 | 0.9527 | 1.0560 | 1.1544 | 1.2390 | 1.3700 | 1.4960 | 1.6300 | 1.7530 | 1.9300 | 2.0930 | 2.2850 | 2.4900 | 2.8300 | 3.1460 | 3.7400 | 4.3260 | 5.3500 | 6.7700 | 9.6500 |
| 14 | 0.9600 | 1.0670 | 1.1600 | 1.2428 | 1.3890 | 1.5060 | 1.6400 | 1.7990 | 1.9670 | 2.1900 | 2.3570 | 2.6200 | 2.9670 | 3.4707 | 4.0600 | 5.0800 | 6.4800 | 9.7000 | 15.4300 |
| 15 | 0.9637 | 1.0770 | 1.1500 | 1.2570 | 1.3947 | 1.5210 | 1.6570 | 1.8160 | 2.0200 | 2.2160 | 2.4560 | 2.7197 | 3.2565 | 3.8200 | 4.5600 | 6.0050 | 8.9900 | 15.2000 | 57.0000 |
| 16 | 0.9770 | 1.0700 | 1.1515 | 1.2536 | 1.4070 | 1.5550 | 1.6750 | 1.8870 | 2.0550 | 2.2660 | 2.5070 | 2.8600 | 3.4160 | 4.2750 | 5.6200 | 8.4100 | 14.4000 | 50.4000 | 2050.0000 |
| 17 | 0.9730 | 1.0880 | 1.1800 | 1.2530 | 1.4160 | 1.6000 | 1.6980 | 1.9300 | 2.1150 | 2.3530 | 2.7050 | 3.2470 | 3.9100 | 5.3500 | 7.3550 | 14.7200 | 50.3000 | 2335.0000 | - |

Bibliographie

- [1] Barkat, M., *Signal Detection and Estimation, Second Edition*, Artech House, Boston, London, September 2005.
- [2] Laroussi, T., 'Détection Adaptative CFAR de Cibles Chi-square Corrélées à Plusieurs Degrés de Liberté en Présence de Fouillis Rayleigh Corrèle,' *Thèse de Doctorat d'Etat en Electronique, Traitement du Signal*, Université de Constantine, Décembre 2005.
- [3] Barkat, M., and Varshney, P.K., 'On Adaptive Cell-Averaging CFAR Radar Signal Detection', *Syracuse university, Department of Electrical and Computer Engineering*, October 1987.
- [4] Mahafza, B.R., 'Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB,' *First Edition*, Chapman and Hall/CRC Press, Boca Raton, Florida, USA, 2 June 2000.
- [5] Finn, H.M., and Johnson, R.S., 'Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter-Level Estimates,' *RCA (Radio Corporation of America) Review*, Volume: 29, N° 3, pp. 414-464, September 1968.
- [6] Hansen, V.G., 'Constant False Alarm Rate Processing in Search Radars,' *Proceedings of IEE International Radar Conference, London*, pp. 325-332, October 1973.
- [7] Hansen, V.G., and Sawyers, J.H., 'Detectability Loss Due to "Greatest Of" Selection in a Cell-Averaging CFAR,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-16, N° 1, pp. 115-118, January 1980.
- [8] Moore, J.D., and Lawrence N.B., 'Comparison of Two CFAR Methods Used with Square Law Detection of Swerling I Targets,' *Proceedings of IEEE International Radar Conference, Arlington, VA, USA*, pp. 403-409, 28-30 April 1980.
- [9] Trunk, G.V., 'Range Resolution of Targets Using Automatic Detectors,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-14, N° 5, pp. 750-755, September 1978.
- [10] Weiss, M., 'Analysis of Some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiple-Target Situations,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-18, N° 1, pp. 102-114, January 1982.
- [11] McLane, P.J., Wittke, P.H., and Ip, C.K.-S., 'Threshold Control for Automatic Detection in Radar Systems,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-18, N° 2, pp. 242-248, March 1982.
- [12] Al-Hussaini, E.K., and Ibrahim, B.M., 'Comparison of Adaptive Cell-Averaging Detectors for Multiple Target Situations,' *IEE Proceedings F, Communications, Radar and Signal Processing*, Volume: 133, N° 3, pp. 217-223, June 1986.
- [13] Barkat, M., Himonas, S.D., and Varshney, P.K., 'CFAR Detection for Multiple Target Situations,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 136, N° 5, pp. 193-209, October 1989.
- [14] Rickard, J.T., and Dillard, G.M., 'Adaptive Detection Algorithms for Multiple-Target Situations,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-13, N° 4, pp. 338-343, July 1977.
- [15] Ritcey, J.A., 'Performance Analysis of the Censored Mean-Level Detector,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-22, N° 4, pp. 443-454, July 1986.
- [16] Al-Hussaini, E.K., 'Performance of the Greater-Of and Censored Greater-Of Detectors in Multiple Target Environments,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 135, N° 3, pp. 193-198, June 1988.

- [17] El Mashade, M.B., 'Analysis of the Censored-Mean Level CFAR Processor in Multiple Target and Nonuniform Clutter,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 142, N° 5, pp. 259-266, October 1995.
- [18] Rohling, H., 'Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-19, N° 4, pp. 608-621, July 1983.
- [19] Gandhi, P.P., and Kassam S.A., 'Analysis of CFAR processors in homogeneous background,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-24, N° 4, pp. 427-445, July 1988.
- [20] Weber, P., and Haykin, S., 'Ordered Statistic CFAR Processing for Two-Parameter Distributions with Variable Skewness,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-21, N° 6, pp. 819-821, November 1985.
- [21] Levanon, N., and Shor, M., 'Order Statistics CFAR for Weibull Background,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 137, N° 3, pp. 157-162, June 1990.
- [22] Ravid, R., and Levanon, N., 'Maximum-Likelihood CFAR for Weibull Background,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 139, N° 3, pp. 256-264, June 1992.
- [23] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., 'Biparametric Linear Estimation for CFAR Against Weibull Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-28, N° 1, pp. 138-151, January 1992.
- [24] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., 'Biparametric CFAR Procedures for Lognormal Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-29, N° 3, pp. 798-809, July 1993.
- [25] Farrouki, A., 'Censure automatique dans les détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre,' *Thèse de Doctorat d'Etat en Electronique, Traitement du Signal*, Université de Constantine, Juin 2005.
- [26] Barbooy, B., Lomes, A., and Perkalski, E., 'Cell-Averaging CFAR for Multiple-Target Situations,' *IEE Proceedings F, Communications, Radar and Signal Processing*, Volume: 133, N° 2, pp. 176-186, April 1986.
- [27] Himonas S.D., and Barkat M., 'Automatic Censored CFAR Detection for Nonhomogeneous Environments,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-28, N° 1, pp. 286-304, January 1992.
- [28] Himonas, S.D., 'Adaptive Censored Greatest-Of CFAR Detection,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 139, N° 3, pp. 247-255, June 1992.
- [29] You, H., 'Performance of Some Generalised Order Statistics CFAR Detectors with Automatic Censoring Technique in Multiple Target Situations,' *IEE proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 141, N° 4, pp. 205-212, August 1994.
- [30] Smith, M.E., and Varshney, P.K., 'Intelligent CFAR Processor Based on Data Variability,' *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, Volume: AES-36, N° 3, pp. 837-847, July 2000.
- [31] Srinivasan, R., 'Robust Radar Detection Using Ensemble CFAR Processing,' *IEE proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 147, N° 6, pp. 291-297, December 2000.
- [32] Farrouki, A., and Barkat, M., 'Automatic Censoring CFAR Detector Based on Ordered Data Variability for Nonhomogeneous Environments,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 152, N° 1, pp. 43-51, 11 February 2005.
- [33] Almarshad, M.N., Alshebeili, S.A., and Barkat, M., 'A Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-Normal Clutter,' *World Academy of*

- Science, Engineering and Technology Volume : 24, pp. 883-888, 27 December 2008.
- [34] Almarshad, M.N., Alshebeili, S.A., and Barkat, M., 'A Backward Automatic Censored Cell Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-normal Clutter,' *Journal of King Saud University, Eng. Sci.*, Riyadh, Volume 21, N° 2, pp. 93-100, 22 January 2008.
- [35] Almarshad, M.N., Barkat, M., and Alshebeili, S.A., 'A Monte Carlo simulation for two Novel Automatic Censoring Techniques of Radar Interfering Targets in Log-Normal Clutter,' *Signal Processing*, Volume 88, N° 3, pp. 719-732, March 2008.
- [36] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Automatic Censoring Best Linear Unbiased Constant False Censoring and Alarm Rates Detector in Lognormal Background,' *International Conference on Electronics & Oil : From Theory to Applications, ICEO'11*, Ouargla, Algérie, March 2011.
- [37] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'MLE-Based Order Statistic Automatic CFCAR Detection in Weibull Background,' *IEEE International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications, ACTEA'09, Lebanon*, pp. 541-546, 15-17 July 2009.
- [38] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Weber-Haykin Based Automatic Censoring and Detection in Weibull Background,' *IEEE 10th International Conference on Signal Processing, ICSP'10, Beijing, China*, pp. 1919-1922, 24-28 October 2010.
- [39] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Performance Analysis of Order-Statistic CFCAR Detector in Weibull Background: A Comparison,' *5^{ème} Séminaire sur les Systèmes de Détection : Architectures and Technologies, DAT'2011*, Alger, Algérie, February 2011.
- [40] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Automatic WH-Based Edge Detector in Log-normal Clutter,' *6^{ème} Séminaire sur les systèmes de Détection : Architectures and Technologies (DAT'2014)*, Alger, Algérie, Février 17-19, 2014.
- [41] Pourmottaghi, A., Taban, M.R., and Gazor, S., 'A CFAR Detector in a Nonhomogenous Weibull Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-48, N° 2, pp. 1747-1758, April 2012.
- [42] Goldstein, G. B., 'False-Alarm Regulation in Log-Normal and Weibull Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-9, N° 1, pp. 84-92, January 1973.
- [43] Chabbi, S., Laroussi, T., and Mezache, A., 'Automatic WH-based Edge Detector in Weibull Clutter,' *22nd European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2014)*, Lisbon, Portugal, 1-5 September 2014.
- [44] Chabbi, S., Laroussi, T., and Barkat, M., 'Performance Analysis of Dual Automatic Censoring and Detection in Heterogeneous Weibull Clutter: A Comparison Through Extensive Simulations,' *Signal Processing*, Volume 93, N° 11, pp. 2879-2893, November 2013.
- [45] Hou, X. Y., Morinaga, N., and Namekawa, T., 'Direct Evaluation of Radar Detection Probabilities,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electrical Systems*, Volume: AES-23, N° 4, pp. 418-424, July 1987.
- [46] Ritcey, J.A., 'Detection Analysis of the MX-MLD with Noncoherent Integration,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, Volume: AES-26, N° 3, pp. 569-576, May 1990.
- [47] El Mashade, M. B., 'Detection Performance of the Trimmed-Mean CFAR Processor with Noncoherent Integration,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 142, N° 1, pp. 18-24, February 1995.
- [48] El Mashade, M. B., 'Detection analysis of linearly combined order statistic CFAR algorithms in nonhomogeneous background environments,' *Signal Processing*, Volume 68, pp. 59-71, 1998.

- [49] T. Laroussi and M. Barkat, 'An Efficient Closed Form Approach to the Evaluation of the Probability of False Alarm of the ML-CFAR Detector in a Pulse-to-pulse Correlated Clutter,' *Signal Processing for Image Enhancement and Multimedia Processing, Multimedia Systems and Applications*, Volume 31, Part I, Chapter 3, pp. 27-36, Springer: Norwell, Massachusetts, USA, 2008.
- [50] Laroussi, T., and Barkat, M., 'A Performance Comparison of Two Time Diversity Systems Using OS-CFAR Detection for Partially Correlated Chi-square Targets and Multiple Target Situations,' Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Industrial Electrical & Electronics, *IEEE GCC Conference*, Manama, Kingdom of Bahrain, pp. 1-6, 20-22, March 2006.
- [51] Laroussi, T., and Barkat, M., 'A Performance comparison of two Time Diversity Systems using CMLD-CFAR Detection for Partially Correlated Chi-square Targets and Multiple Target Situations,' *Accepted for presentation and inclusion in the Proceedings of the 14th European Signal Processing Conference*, EUSIPCO 2006, Florence, Italy, Copyright by EURASIP, 4-8 September 2006.
- [52] Laroussi, T., Barkat, M., and Benadjina, N., 'Performance Analysis of TM-CFAR Detection in Time Diversity Systems for Pulse-to-Pulse Correlated Targets in Presence of Clutter Edges and Outlying Targets: A Comparison Through extensive simulations,' *IEEE Radar Conference*, RadarCon 2008, Rome, Italy, pp. 1-6, 26-30 May 2008.
- [53] Detouche, N, Chabbi, S., and Laroussi, T., 'Non-Parametric Thresholding Automatic Censoring Binary Non-Coherent Detection in Lognormal Clutter and Multiple Target Situations,' 2nd International Conference on Systems and Processing Information, , Guelma, Algeria, May 15-17, 2011.
- [54] Chabbi, S., and Laroussi, T., 'Automatic Weibull Clutter Edge Localization and Target Detection Based on Nonparametric Threshold and Binary Non-Coherent Integration Technique,' *14th International Radar Symposium, IRS 2013*, Germany, Volume 2, pp. 785-790, June 2013.
- [55] Barkat, M., and Varshney, P.K., 'Decentralized CFAR signal detection,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-25, N° 2, pp. 141-149, March 1989.
- [56] Trunk, G. V., Gordon, W.B. and Cantrell, B.H. 'False alarm control using ambiguous velocity,' *Proceedings of the IEEE National Radar Conference*, Dallas, TX, pp. 73-75, 29-30 March 1989.
- [57] Kanter, I., 'Exact Detection Probability for Partially Correlated Rayleigh Targets,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electrical Systems*, Volume: AES-22, N° 2, pp. 184-196, March 1986.
- [58] Weiner, M.A., 'Detection probability for partially correlated chi-square targets,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electrical Systems*, Volume: AES-24, N° 4, pp. 411-416, July 1988.
- [59] Kim, C.J., and Lee, H.S., 'Detection analysis of a generalized order statistics CFAR detector for a correlated Rayleigh target,' *Signal Processing*, Volume 47, pp. 227-233, 1995.
- [60] Han, D.S., 'Detection performance of CFAR detectors based on order statistics for partially correlated chi-square targets,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electrical Systems*, Volume: AES-36, N° 4, pp. 1423-1429, October 2000.
- [61] Farina, A., and Russo A., 'Radar Detection of Correlated Targets in Clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electrical Systems*, Volume: AES-22, N° 5, pp. 513-532, September 1986.
- [62] Himonas, S. D., and Barkat M., 'On CFAR detection of correlated radar signals,' *Proceedings of the 28th Conference on Detection and Control*, Tampa, Florida, pp. 1773-1778, December 1989.
- [63] Himonas, S.D., and Barkat M., 'A distributed CFAR processor with data fusion for correlated targets in homogeneous clutter,' *IEEE International Radar Conference*, Arlington, VA, pp. 501-

- 506, 7-10 May 1990.
- [64] Himonas, S.D., and Barkat, M., 'Adaptive CFAR detection in partially correlated clutter,' *IEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, Volume: 137, N° 5, pp. 387-394, October 1990.
- [65] Al-Hussaini, E. K., and El Mashade M.B., 'Performance of cell-averaging and order-statistic CFAR detectors processing correlated sweeps for multiple interfering targets,' *Signal Processing*, Volume 49, N° 2, pp. 111-118, March 1996.
- [66] Bucciarelli, T., Lombardo, P., and Tamburrini, S., 'Optimum CFAR detection against compound Gaussian clutter with partially correlated texture,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 143, N° 2, pp. 95-104, April 1996.
- [67] Watts, S., 'Cell-averaging CFAR gain in spatially correlated K-distributed clutter,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 143, N° 5, pp. 321-327, October 1996.
- [68] El Mashade, M. B., 'Performance analysis of OS family of CFAR schemes with incoherent integration of M-pulses in the presence of interferers,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 145, N° 3, pp. 181-190, June 1998.
- [69] El Mashade, M. B., 'M-correlated sweeps performance analysis of mean-level CFAR processors in multiple target environments,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-38, N° 2, pp. 354-366, April 2002.
- [70] Gini, F., and Greco, M., 'Covariance Matrix Estimation for CFAR Detection in Correlated heavy tailed Clutter,' *Signal Processing*, Volume 82, N° 12, pp. 1847-1859, December 2002.
- [71] Laroussi, T., and Barkat, M., 'Performance analysis of ML-CFAR detection for partially correlated chi-square targets in Rayleigh correlated clutter and multiple-target situations,' *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, Volume: 153, N° 1, pp. 44-52, 16 February 2006.
- [72] Laroussi, T., and Barkat, M., 'Performance analysis of order-statistic CFAR detectors in time diversity systems for partially correlated chi-square targets and multiple target situations: a comparison,' *Signal Processing*, Volume 86, N° 7, pp. 1617-1631, July 2006.
- [73] Chabbi, S., *Détection Adaptative CFAR à Censure automatique Basée sur les Statistiques d'Ordre en Milieux non Gaussiens*, Mémoire de Magister, Université de Constantine, 2008.
- [74] Skolnik M. I., "Radar Handbook," 2ed, Boston, 1990.
- [75] Messali, Z., 'Performances des détecteurs distribués CFAR dans un clutter α -stable basée sur des méthodes de prétraitement: La transformée en ondelettes and la compression non linéaire', Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, 2007.
- [76] Anastassopoulos, V., Lampropoulos, G.A., Drosopoulos, A., and Rey, M., 'High resolution radar clutter statistics,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-35, N° 1, pp. 43-60, January 1999.
- [77] Mezache, A., 'Optimisation de la Détection CFAR dans un Clutter Weibull Utilisant les Algorithmes Génétiques and les Réseaux de Neurones Flous', Thèse de Doctorat en Sciences, Université de Constantine, 2009.
- [78] Eyung W. Kang, "Radar System Analysis, Design, and Simulation," Artech House, 2008.
- [79] Swerling, P., Recent Developments In Target Models For Radar Detection Analysis, AGARD Avinics Tech. Symp. Proc. Istanbul, Turkey, May 25-29, 197.
- [80] Swerling, P., "Probability of Detection for Fluctuating Target," RAND Report RM-1217 (Rand Corporation Research, Memo) (March 1954), Reprinted (Republished) in IRE Trans. on Information Theory, Vol. IT-6, pp. 269-308, April 1960.
- [81] Christian Walck, *Hand-book on Statistical Distributions for Experimentalists*, University of Stockholm, Stockholm, 11 December 1996.
- [82] Renée Veysseyre, *Aide-mémoire Statistique et probabilités pour l'ingénieur*, 2 ed, Dunod, 2006.

- [83] Norouzi, Y., Gini, F., Nayebi, M.M., and Greco, M., 'Non-coherent radar CFAR detection based on goodness-of-fit tests,' *IET Radar Sonar & Navigation*, Volume: 1, N° 2, pp. 98-105, April 2007.
- [84] Di Bisceglie, M., and Galdi, C., 'CFAR detection of extended objects in high resolution SAR images,' *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Volume: 43, N° 4, pp. 833-843, April 2005.
- [85] Jay E., *Détection en environnement non-Gaussien*, Thèse présentée pour l'obtention du Doctorat de l'Université de Cergy-Pontoise, Université de Cergy Pontoise, June 2002.
- [86] Carrat F., A. Mallet, Morice V., *Biostatistique*, Université Pierre and Marie Curie, 2010.
- [87] Murray R. Spiegel, *Mathematical Handbook of Formulas and Tables*, Schaum's Outline Series, Schaum Publishing Co 1st.ed., 1968
- [88] Haugh M., *The Monte Carlo Framework*, Examples from Finance and Generating Correlated Random Variables, 2004.
- [89] Gray R. M., and Davisson L. D., *An Introduction to Statistical Signal Processing*, Stanford University and University of Maryland, 1999.
- [90] Scheuer, E. M., and Stoller, D.S., 'On the Generation of Normal Random Vectors,' *Technometrics*, Volume: 4, N° 2, pp. 278-281, May 1962.
- [91] Geist, J.M., 'Computer generation of correlated Gaussian random variables,' *Proceedings of the IEEE*, Volume: 67, N° 5, pp. 862-863, May 1979.
- [92] Hurst, R.L., and Knop, R.E., 'Algorithm 425: generation of random correlated normal variables [G5],' *Communications of the ACM*, Volume: 15, N° 5, pp. 355-357, May 1972.
- [93] Peebles, P.Z., 'The Generation of Correlated Log-Normal Clutter for Radar Simulations,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-7, N° 6, pp. 1215-1217, November 1971.
- [94] Szajnowski, W. J., 'Generation of correlated log-normal clutter samples,' *Electronics Letters*, Volume 12, N° 19, pp. 497-498, 16 September 1976.
- [95] F.M. Bomse, 'Generation of Correlated Log-Normal Sequences for the Simulation of Clutter Echoes,' *Communications and Radar, Center for Naval Analyses*, Alexandria, VA, 1981.
- [96] Novak, L.M., 'Generating correlated Weibull random variables for digital simulations,' *IEEE Conference on Decision and Control including the 12th Symposium on Adaptive Processes, San Diego, CA, USA*, Vol. 12, Part: 1, pp. 156-160, 5-7 December 1973.
- [97] Szajnowski, W. J., 'The Generation of Correlated Weibull Clutter for Signal Detection Problems,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-13, N° 5, pp. 536-540, September 1977.
- [98] Gene H. Golub, and Van Loan, F., *Matrix Computations*. 3rd ed. Baltimore, MD: Johns Hopkins University Press. 1996.
- [99] Gini, F., Lombardini, F., and Verrazzani, L., 'Decentralized CFAR detection with binary integration in Weibull clutter,' *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Volume: AES-33, N° 2, Part: 1, pp. 396-407, April 1997.