

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ MENTOURI CONSTANTINE
FACULTÉ DES SCIENCES DE L'INGÉNIEUR
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

THÈSE

présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat en sciences

Spécialité : Électronique

Option : Traitement du signal

**Analyse des détecteurs adaptatifs CFAR dans
un fouillis de distribution Pearson**

par

Hilal Abdenour MEZIANI

Soutenue publiquement le 21 Janvier 2009,
devant le jury composé de

Président :	A. Bennis	Professeur	Université de Constantine
Rapporteur :	F. Soltani	Professeur	Université de Constantine
Examineurs :	D. chikouche	Professeur	Université de M'sila
	Z. Hammoudi	Maître de Conférences	Université de Constantine
	M. Benyoucef	Maître de Conférences	Université de Batna

à mes parents,

Remerciements

Je tiens en premier lieu à remercier mon directeur de thèse, M. Faouzi Sol-tani, qui a mis tout en œuvre pour que la thèse se déroule dans les meilleures conditions et m'a encouragé à aller au bout de mes idées. Qu'il trouve ici ma profonde gratitude.

Je voudrais également remercier M. Bennia d'avoir bien voulu présider le jury de thèse. Je remercie également M. Chikouche, M. Hammoudi et M. Benyoucef d'avoir bien voulu participer à ce jury.

J'aimerais également remercier tous les membres du Laboratoire Signaux et Systèmes (L2S), Gif-sur-Yvette, pour leurs accueils et au sein duquel j'ai pu séjourner dans de très bonnes conditions. J'adresse un remerciement particulier à mon hôte Mme Marcos et M. Benidir pour m'avoir permis de faire cette expérience.

Je remercie également toute ma famille : mon frère, ma belle sœur, ma chère tante et mes deux neveux Souheil et Mohamed chérif.

Je garde le meilleur pour la fin : merci Maman, pour ta gentillesse et ton soutien pendant toutes ces années. Pour tout ça et bien plus encore, je ne te remercierai jamais assez.

Table des matières

RÉSUMÉ	1
1 ÉTAT DE L'ART DE LA DÉTECTION CFAR ET DE LA MODÉLISATION DU FOUILLIS	4
1.1 INTRODUCTION	4
1.2 DÉTECTION DU SIGNAL RADAR	5
1.3 LES DÉTECTEURS CFAR	7
1.4 MODÉLISATION DU FOUILLIS	11
1.4.1 La distribution Log-normale	12
1.4.2 La distribution Weibull	12
1.4.3 La distribution K	12
1.4.4 La distributions alpha-Stable	13
1.5 ORGANISATION DE LA THÈSE	15
2 ANALYSE DES PERFORMANCES DE QUELQUES DÉTECTEURS CFAR DANS UN FOUILLIS HOMOGÈNE DE DISTRIBUTION PEARSON	19
2.1 INTRODUCTION	19
2.2 FORMULATION DU PROBLÈME	20
2.3 ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR	21
2.4 ANALYSE DU DÉTECTEUR GO-CFAR	24
2.5 ANALYSE DU DÉTECTEUR SO-CFAR	27
2.6 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS	29
2.7 CONCLUSIONS	31
3 ANALYSE DES PERFORMANCES DE QUELQUES DÉTECTEURS CFAR DANS UN FOUILLIS NON HOMO-	

3	GÈNE DE DISTRIBUTION PEARSON	38
3.1	INTRODUCTION	38
3.2	FORMULATION DU PROBLÈME	39
3.3	ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR	40
	3.3.1 Cellule test dans la région basse du fouillis	40
	3.3.2 Cellule test dans la région haute du fouillis	42
3.4	ANALYSE DU DÉTECTEUR GO-CFAR	43
	3.4.1 Cellule test dans la région basse du fouillis	44
	3.4.2 Cellule test dans la région haute du fouillis	46
3.5	ANALYSE DU DÉTECTEUR SO-CFAR	49
	3.5.1 Cellule test dans la région basse du fouillis	49
	3.5.2 Cellule test dans la région haute du fouillis	50
3.6	RÉSULTATS ET DISCUSSIONS	51
3.7	CONCLUSIONS	52
4	ANALYSE DES DÉTECTEURS CA-CFAR ET OS-CFAR AVEC INTÉGRATION NON COHERENTE DANS UN FOUILLIS DE DISTRIBUTION PEARSON	62
4.1	INTRODUCTION	62
4.2	FORMULATION DU PROBLÈME	63
4.3	ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR	64
	4.3.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme	64
	4.3.2 Détermination de la probabilité de détection	65
4.4	ANALYSE DU DÉTECTEUR OS-CFAR	67
	4.4.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme	67
	4.4.2 Détermination de la probabilité de détection	69
4.5	RÉSULTATS	69
4.6	CONCLUSION	70
5	PERFORMANCE DES DÉTECTEURS CFAR AVEC INTÉGRATION BINAIRE DANS UN FOUILLIS DE DISTRIBUTION PEARSON	77
5.1	INTRODUCTION	77
5.2	FORMULATION DU PROBLÈME	78
5.3	ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR	79
	5.3.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme	80
	5.3.2 Détermination de la probabilité de détection	81
5.4	ANALYSE DU DÉTECTEUR OS-CFAR	81

5.4.1	Détermination de la probabilité de fausse alarme	82
5.4.2	Détermination de la probabilité de détection	83
5.5	RÉSULTATS	84
5.6	CONCLUSION	85
6	DÉTECTION CFAR FLOUE ET FUSION DE DONNÉES DANS UN FOUILLIS DE DISTRIBUTION PEARSON	91
6.1	INTRODUCTION	91
6.2	CALCUL DES FONCTIONS D'APPARTENANCE DES DÉ- TECTEURS CFAR FLOUS	92
6.2.1	Fonction d'appartenance du détecteur CA-CFAR flou .	93
6.2.2	Fonction d'appartenance du détecteur GO-CFAR flou .	95
6.2.3	Fonction d'appartenance du détecteur SO-CFAR flou .	97
6.3	FUSION FLOUE DES DONNÉES	99
6.3.1	La règle Maximum	99
6.3.2	La règle Minimum	100
6.3.3	La règle Produit algébrique	101
6.3.4	La règle Somme algébrique	102
6.4	RÉSULTATS DES SIMULATIONS	103
6.5	CONCLUSIONS	104
	CONCLUSIONS GÉNÉRALES ET SUGGESTIONS	110
	BIBLIOGRAPHIE	113

Table des figures

1.1	Schéma bloc du détecteur optimum	16
1.2	Variation de la probabilité de fausse alarme en fonction de la variation de la puissance du fouillis pour une Pfa désirée= 10^{-8}	17
1.3	Schéma bloc du détecteur Cell Averaging Constant False Alarm Rate (CA-CFAR)	18
2.1	Facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme, détecteur CA-CFAR.	32
2.2	Facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme, détecteur GO-CFAR.	33
2.3	Facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme, détecteur SO-CFAR.	34
2.4	comparaison du facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différents détecteurs CFAR	35
2.5	Comparaison de la probabilité de détection en fonction du rapport signal à bruit généralisé (GSNR) pour différents détecteurs CFAR	36
2.6	probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme pour différents rapports signal à bruit généralisé (GSNR)	37
3.1	Modèle du fouillis représentant la situation où la cellule sous test est dans un fouillis de puissance faible.	53
3.2	Modèle du fouillis représentant la situation où la cellule sous test est dans un fouillis de puissance forte.	54

3.3	Probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R et différent rapport des paramètres de dispersion C de loi Pearson, détecteur CA-CFAR, N=16. . . .	55
3.4	Probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R et différent rapport des paramètres de dispersion C de loi Pearson, détecteur GO-CFAR, N=16. . . .	56
3.5	Probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R et différent rapport des paramètres de dispersion C de loi Pearson, détecteur SO-CFAR, N=16. . . .	57
3.6	Comparaison des performances des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR en terme de maintien de probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R, pour N=16, Pfa désirée = 10^{-4} , C=10 dB.	58
3.7	Simulation graphique des performances du détecteur CA-CFAR dans un fouillis de distribution Pearson, N=8, Pfa= 10^{-3}	59
3.8	Simulation graphique des performances du détecteur GO-CFAR dans un fouillis de distribution Pearson, N=8, Pfa= 10^{-3}	60
3.9	Simulation graphique des performances du détecteur SO-CFAR dans un fouillis de distribution Pearson, N=8, Pfa= 10^{-3}	61
4.1	Schéma bloc du détecteur CFAR avec intégration non cohérente.	71
4.2	Schéma bloc du procédé d'intégration non cohérente.	72
4.3	Facteur multiplicateur T en fonction du nombre de cellule de la référence N pour les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration non cohérente, $k=3N/4$, Pfa= 10^{-4}	73
4.4	Probabilité de détection en fonction rapport du signal à bruit généralisé (GSNR), pour le détecteur CA-CFAR avec intégration non cohérente, N=32, Pfa= 10^{-4}	74
4.5	Probabilité de détection en fonction rapport du signal à bruit généralisé (GSNR), pour le détecteur OS-CFAR avec intégration non cohérente, N=32, k=24, Pfa= 10^{-4}	75
4.6	Comparaison des performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration non cohérente, M=10, N=32, k=24, Pfa= 10^{-4}	76
5.1	Schéma bloc du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire.	86
5.2	Schéma bloc du détecteur OS-CFAR avec intégration binaire. .	87

5.3	Probabilité de détection du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire en fonction du GSNR et différent seuil de décision $M, N=16, L=8, P_{fa}$ globale désirée= 10^{-4}	88
5.4	Probabilité de détection du détecteur OS-CFAR avec intégration binaire en fonction du GSNR et différent seuil de décision $M, N=16, k=3N/4, L=8, P_{fa}$ globale désirée= 10^{-4}	89
5.5	Comparaison des performances de détection des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire pour le seuil de décision optimal.	90
6.1	Schéma bloc de la structure des détecteurs CFAR flous	105
6.2	Schéma bloc de la structure des détecteurs CFAR distribué avec fusion floue des données	106
6.3	Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA-CFAR avec différentes règles de fusion floue des données, $P_{fa}=10^{-2}, N=16$	107
6.4	Comparaison des probabilités de détection du détecteur GO-CFAR avec différentes règles de fusion floue des données, $P_{fa}=10^{-2}, N=16$	108
6.5	Comparaison des probabilités de détection du détecteur SO-CFAR avec différentes règles de fusion floue des données, $P_{fa}=10^{-2}, N=16$	109

RÉSUMÉ

Une des tendances modernes dans la conception des systèmes RADAR est l'emploi de systèmes automatiques de détection, qui consiste à détecter les cibles sans intervention de l'opérateur humain. Pour cela, les détecteurs adaptatifs CFAR (Constante False Alarm Rate) sont devenus des composants standards dans la plupart des systèmes RADAR modernes. Le détecteur adaptatif CFAR sert à maintenir une probabilité de fausse alarme constante dans un fouillis non homogène et en présence des cibles parasites.

Dans les détecteurs adaptatifs CFAR, le seuil de détection est proportionnel à la puissance moyenne du fouillis. Par conséquent, la connaissance de la statistique du fouillis est importante afin de concevoir correctement le détecteur CFAR. Dans beaucoup d'études précédentes, la statistique du fouillis a été modélisée par la distribution log-normale, la distribution Weibull ou la distribution K. Des études plus récentes montrent que le fouillis peut présenter un caractère très impulsif et suggèrent que l'amplitude du fouillis peut être modélisée par une distribution de Pearson (également appelée distribution de Lévy).

Dans cette thèse, le problème de la détection adaptative CFAR en pré-

sence d'un fouillis de distribution de Pearson est étudié pour différents détecteurs CFAR. Nous présenterons pour la plupart d'entre eux des expressions analytiques pour la probabilité de fausse alarme et la probabilité de détection.

Notre analyse des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR dans un fouillis homogène et non homogène de distribution Pearson, nous a permis d'obtenir des expressions analytiques pour la probabilité de fausse alarme fausse et la probabilité de la détection. Les résultats de la comparaison des trois détecteurs pour un fouillis non homogène modélisé par une transition dans la fenêtre de référence montrent comme prévue, que la meilleure performance en terme de maintien de probabilité de fausse alarme est obtenue pour le détecteur de SO-CFAR, quand la cellule sous test est dans un fouillis de niveau bas, alors que le détecteur GO-CFAR donne une meilleure performance, quand la cellule sous est dans le fouillis de niveau plus élevé.

Pour la détection CFAR avec intégration binaire ou avec intégration non cohérente dans un fouillis ayant la distribution de Pearson, l'analyse à montré que l'intégration améliore les performances de détection comparativement à la détection CFAR simple avec seulement une seule impulsion. D'autre part, Nos résultats montrent que les détecteurs OS-CFAR avec intégration binaire ou intégration non cohérente ont de meilleures performances que les détecteurs CA-CFAR avec l'intégration pour la règle de décision optimale pour la distribution de Pearson. En fin, en considère la détection CFAR avec fusion floue des données dans un fouillis de distribution Pearson. On calcul en premier lieu la fonction d'appartenance pour les trois détecteurs considérés,

les expressions analytiques obtenues confirment les résultats obtenus dans le second chapitre de cette thèse. d'autre part, nos résultats de simulations de Monté Carlo montrent que les probabilités de détection sont meilleurs pour la règle de fusion floue " Produit algébrique " pour un GSNR > 40 dB.

Chapitre 1

ÉTAT DE L'ART DE LA DÉTECTION CFAR ET DE LA MODÉLISATION DU FOUILLIS

1.1 INTRODUCTION

En général, le système de radar se compose d'un émetteur et d'un récepteur avec une ou deux antennes. Le signal transmis est un signal électromagnétique. L'amplitude du signal à l'entrée de récepteur dépend de la forme de la cible, RCS (Radar Cross Section), qui est une mesure de la quantité de l'énergie électromagnétique interceptée par la cible et renvoyée en arrière vers le récepteur [1-2]. En général, le RCS de la cible fluctue parce que les cibles se composent de beaucoup d'éléments de dispersion et les retours de chaque élément de dispersion changent au cours du temps. Les fluctuations du RCS de la cible sont classées selon quatre types nommées Swerling case I, II, III et IV [8]. Le signal reçu dans un processeur de signal radar est toujours accompagné de bruit. Les performances du détecteur radar dépendent

considérablement de la présence du bruit thermique produit par le radar lui-même qui est inévitable, des échos non désirés (fouillis) typiquement due au retour de la surface de terre, de la surface de mer, de la pluie et des retours d'autres cibles désignées sous le nom "cibles interférentes". Les récepteurs radar sont conçus pour avoir un taux faux alarme constant tout en maximisant la probabilité de détection de cible. La distinction entre le fouillis et la cible dépend du but asservis au système radar.

1.2 DÉTECTION DU SIGNAL RADAR

La détection d'un signal radar noyé dans le fouillis peut être formulée comme un problème de test d'hypothèse [3-5]. L'hypothèse nulle, notée H_0 , indique que le signal reçu est dû au fouillis et/ou bruit seulement, tandis que l'hypothèse alternative, notée H_1 , indique que le signal reçu est dû à un écho de retour de cible plus le fouillis et/ou le bruit. Ce test d'hypothèse peut être caractérisé en terme de performances pour un système de détection radar par la probabilité d'erreur ; la probabilité de fausse alarme, qui revient à décider H_1 tandis que H_0 est vraie, et de la probabilité de non détection qui revient à décider H_0 tandis que H_1 est vraie. La règle de décision la plus utilisée est celle conçue sur la base du critère de Neyman-Pearson, qui exige la connaissance à priori des distributions du fouillis et de la cible, elle permet de déterminer le détecteur optimum selon ce critère à partir du rapport de

vraisemblance $\Lambda(q)$ qui est défini par

$$\Lambda(q) = \frac{p_Q(q|H_1)}{p_Q(q|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} Th \quad (1.1)$$

Où $p_Q(q|H_0)$ et $p_Q(q|H_1)$ sont les densités de probabilités conditionnelles sous les hypothèses H_0, H_1 respectivement, Th est le seuil de détection.

Soit $r(t)$ le signal reçu et f_c sa fréquence porteuse, le signal reçu est échantillonné et traité par deux canaux l'un en phase et l'autre en quadrature de phase comme représenté sur la Figure 1.1. Pour le cas d'une cible Swerling I et en présence d'un bruit thermique gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 , Le détecteur optimum selon le critère de Neyman-Pearson n'est autre que le détecteur quadratique

$$Q = X^2 + Y^2 \quad (1.2)$$

Où X et Y sont les variables aléatoires représentant les sorties des deux canaux en phase et en quadrature. La densité de probabilité conditionnelle, de Q est donnée par

$$p_Q(q) = \begin{cases} \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{q}{2\sigma^2}} & \text{sous } H_0 \\ \frac{1}{2\sigma^2(1+S)} e^{-\frac{q}{2\sigma^2(1+S)}} & \text{sous } H_1 \end{cases} \quad (1.3)$$

Où S représente le rapport signal-sur-bruit (signal-to-noise-ratio, SNR). Le critère de Neyman-Pearson consiste à maximiser la probabilité de détection de la cible sous la contrainte d'une probabilité de fausse alarme désirée

constante.

$$\int_{Th}^{+\infty} p_Q(q | H_0) dq = \alpha \quad (1.4)$$

La solution de (1.4) détermine le seuil de détection Th dans ce cas. Dans la réalité, la variance du bruit à l'entrée du radar est considérée comme un processus non stationnaire dont la variance varie avec le temps. Le détecteur à seuil fixe ne permet pas de garantir le maintien d'une probabilité de fausse alarme constante. La Figure 1.2 représente la variation de la probabilité de fausse alarme en fonction de la variation de la variance du bruit. On constate que pour une petite augmentation de l'ordre de 3dB, on a une augmentation de l'ordre de 10^4 de la probabilité fausse alarme.

1.3 LES DÉTECTEURS CFAR

Pour remédier au problème mentionné dans le précédent paragraphe, la première contribution a été faite par Finn et Johnson [9]. Ils ont proposé un détecteur adaptatif appelé CA-CFAR (Cell Averaging Constant false Alarm Rate), Figure 1.3. Le signal reçu est échantillonné en distance et ces derniers sont envoyés dans un registre à décalage pour former la fenêtre de référence. La puissance du fouillis de la cellule sous test est estimée en faisant la moyenne du contenu des cellules de la fenêtre de référence. Le seuil de détection est obtenu en multipliant la puissance du fouillis estimée par un facteur multiplicatif T permettant de garantir le maintien de la probabilité de fausse alarme désirée. Les performances de ce détecteur approchent celles du détec-

teur optimum (détecteur de Neyman-Pearson) pour un nombre de cellules de la fenêtre de référence infini et un fouillis uniformément distribué.

Dans La pratique, le fouillis n'est pas uniformément distribué, mais présente des transitions dues à des terrains composites, frontières entre terre et mer, . . . ou a la présence de cibles interférentes. Dans de tels environnements la probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR se dégrade considérablement. Pour remédier, différentes techniques ont été proposées dans la littérature [10-14]. Le problème de l'augmentation de la probabilité de fausse alarme due à la présence d'une discontinuité du fouillis a été traité par Hansen [10]. Il a proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of Constant False Alarm Rate) pour contrôler l'augmentation de la probabilité de fausse alarme. Les cellules de la fenêtre de référence sont séparées en deux sous-fenêtres, en amont de la cellule sous test et en aval. Leurs contenus sont additionnés et le plus grand des deux est utilisé comme estimateur de la puissance du fouillis. Une analyse détaillée des performances de ce détecteur a été faite par Hansen et Sawyers [11], Moore et Lawrence [12] et Weiss [13]. Ils ont prouvé qu'en présence des cibles interférentes, les performances du détecteur GO-CFAR se dégradent. Trunk [14], a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR (Smallest-Of Constant False Alarm Rate) afin d'améliorer la résolution des cibles étroitement espacées. Pour ce dernier, les contenus des deux sous-fenêtres entourant la cellule sous test sont additionnés et le plus petit des deux est utilisé comme estimateur de la puissance du fouillis.

Afin d'améliorer la probabilité de la détection du CA-CFAR, d'autres dé-

tecteurs CFAR ont été proposés [15-17]. Dans [15] Mclane *et al.* ont proposé une modification du détecteur CA-CFAR en utilisant une compensation du seuil basée sur les informations a priori sur l'endroit des cibles. Une extension de cette technique au détecteur GO-CFAR et SO-CFAR a été réalisée par Al-Hussaini et Ibrahim [16]. En outre, Barkat et Varshney [17] ont proposé le détecteur WCA-CFAR utilisant la pondération des sorties des deux sous-fenêtres pour maintenir une probabilité de fausse alarme constante et en maximisant la probabilité de la détection. D'autres techniques robustes basées sur la statistique d'ordre ont été proposées pour des environnements non homogènes [18-26]. Dans [18], Rohling a proposé le détecteur OS-CFAR (Order Statistic Constant False Alarm Rate) qui consiste à ordonner le contenu des cellules de la fenêtre de référence et de choisir le contenu de la k^{eme} cellule comme estimation de la puissance du fouillis. Elias-Fuste *et al.* [19] ont proposé deux nouveaux détecteurs OSGO-CFAR et OSSO-CGAR qui réduisent la durée du tri des cellules. Dans [24], Himonas et Barkat ont introduit le détecteur GTL-MLD (Generalised two level mean level detector) qui utilise la technique de test cellule par cellule pour l'acceptation ou le rejet des échantillons. Ce détecteur est robuste comparativement à l'OS-CFAR car il ne nécessite pas la connaissance du nombre de cibles interférentes.

La section précédente a traité la détection de cibles basée sur le retour d'une simple d'impulsion. Clairement, pour augmenter la probabilité de détection, une telle détection ne peut être satisfaisante, car il est difficile de distinguer la cible du fouillis sur cette base. Pour cela, des techniques stan-

dards pour séparer la cible du fouillis consiste à traiter un certain nombre de retours consécutifs du radar avant de déclarer la détection. Le processus par lequel les impulsions sont combinées est connu sous le nom « intégration ». Selon la manière d'effectuer le processus d'intégration, on distingue trois techniques : l'intégration cohérente, l'intégration non cohérente et l'intégration binaire. Les mérites de ces différentes techniques d'intégration sont discutés dans [27-31].

Pour améliorer les performances de détection des systèmes radar, des techniques de fusion de données de différents capteurs sont utilisées [39-43]. Récemment, des détecteurs basés sur la logique floue ont été proposés [44-49]. Dans ces détecteurs CFAR, le seuil de détection binaire est remplacé par un seuil continu, qui permet de classer selon le degré d'appartenance de la sortie du détecteur à la classe « présence de cible » ou à la classe « absence de cible ». Ce qui permet d'avoir plus d'information d'entrée à traiter. Dans [44-47], Leung *et al.* ont introduit le concept des détecteurs à logique floue pour le cas d'un fouillis gaussien. Ils ont obtenu la fonction d'appartenance pour un tel fouillis. Hammoudi et Soltani [48], proposent une extension de l'étude précédente pour le fouillis Rayleigh et les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec l'utilisation des règles de fusion floues. Récemment, Zaimbashi *et al.* [49], ont proposé d'analyser le détecteur OS-CFAR avec pondération dans un système à fusion de données flou pour un fouillis de distribution Weibull.

1.4 MODÉLISATION DU FOUILLIS

Depuis un certain nombre de décennies, le fouillis dû au retour de la surface de la terre ou de la mer a été modélisé par un processus stochastique. Pour les radars à basse résolution, l'amplitude du fouillis est distribuée selon Rayleigh. Tandis que pour les radars à haute résolution, le fouillis devient impulsif, d'où le caractère non gaussien.

La majeure partie de la recherche sur le fouillis non gaussien consiste à trouver une distribution appropriée qui permet d'approcher les données expérimentales. Par exemple, il a été observé expérimentalement que dans beaucoup de cas, les distributions Weibull, log normal, ou la distribution K , sont de meilleures approximations pour des statistiques d'amplitude du fouillis qu'une distribution de Rayleigh. Il est à préciser que jusqu'à présent on n'a proposé aucun modèle simple pour le fouillis.

Beaucoup de données telles que les signaux de télécommunications et les signaux radar montrent un caractère non symétrique et impulsif d'où l'impossibilité d'utiliser les modèles Gaussien ou les distributions symétriques alpha-stables [34-35]. La communauté de traitement du signal a constaté que la famille de distribution alpha-stable positive peut modéliser des données impulsives de ces domaines d'application. La famille des distributions positives alpha-stable est la plus appropriée pour représenter ce caractère des données. Une seule forme compacte existe à savoir la distribution de Pearson.

1.4.1 La distribution Log-normale

La distribution log-normale est une aussi une distribution qui dépend de deux paramètres a et b , elle est définie par

$$p(r) = \frac{1}{2r\sqrt{\pi \ln b}} e^{\frac{1}{4\ln b} \ln^2(\frac{r}{a})} \quad (1.5)$$

Elle a été appliquée par Schleher [50] and Goldstein [51] pour modéliser le fouillis de mer.

1.4.2 La distribution Weibull

La distribution de Weibull introduite par Schleher [50] pour modéliser le fouillis de mer. La distribution de Weibull dépend de deux paramètres, le paramètre de forme a et le paramètre de d'échelle. Elle est donnée par

$$p(r) = a b r^{\alpha-1} e^{-a r^\alpha} \quad (1.6)$$

La distribution Weibull se réduit à la distribution exponentielle pour $\alpha = 1$, la distribution de Rayleigh est obtenue pour $\alpha = 2$

1.4.3 La distribution K

Cette distribution a été initialement proposée par Jakeman et Pusey [52] pour modéliser le fouillis de mer. Lorsque la résolution du radar augmente et pour des angles d'incidence faibles, le fouillis de mer présente un nombre plus élevé de pics " Spiky ". La distribution de l'amplitude du fouillis développe une longue queue. D'où la distribution de Rayleigh n'est plus valable. Ward

[53] et Watts [33], décrivent la distribution du fouillis par le produit de deux composantes. La première est appelée " Speckle " et obéit à une distribution de Rayleigh, la deuxième qui représente la puissance du fouillis est appelée " texture " elle est modélisée par une distribution Gamma. La densité de probabilité du fouillis est obtenue en moyennant la composante " speckle " sur toutes les valeurs possibles de la composante texture d'où

$$p(r) = \frac{4\beta r}{\Gamma(\alpha)} (\beta r^2)^{(\alpha-1)/2} K_{\alpha-1}(\sqrt{4\beta r}) \quad (1.7)$$

1.4.4 La distributions alpha-Stable

Définition

Une distribution alpha-stable est décrite le plus communément par sa fonction caractéristique donnée par

$$\phi(\omega) = \begin{cases} \exp\{j\mu\omega - \gamma |r|^\alpha [1 + j\beta \text{sign}(\omega) \tan(\frac{\alpha\pi}{2})]\} & \text{si } \alpha \neq 1 \\ \exp\{j\mu\omega - \gamma |r| [1 + j\beta \text{sign}(\omega) \frac{2}{\pi} \log |\omega|]\} & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (1.8)$$

Ainsi, une distribution stable est complètement déterminée par quatre paramètres : L'exposant caractéristique α , le paramètre de symétrie β , le paramètre de dispersion γ et le paramètre de localisation μ .

La densité de probabilité d'une distribution alpha-stable

Le problème principal avec les distributions alpha-stable est que des expressions compactes de la densité de probabilité et de la fonction de répartition n'existent que pour des cas particuliers comme : La distribution

Gaussienne ($\alpha = 2, \beta = 0$)

$$p(r) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(r - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.9)$$

La distribution de Cauchy ($\alpha = 1, \beta = 0$)

$$p(r) = \frac{1}{\pi} \frac{\gamma}{\gamma^2 + (r - \mu)^2} \quad (1.10)$$

et la distribution de Pearson ou Lévy ($\alpha = 0.5, \beta = 1$)

$$p(r) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{r^{3/2}} \exp\left(-\frac{\gamma}{2(r - \mu)}\right) \quad (1.11)$$

Propriétés

Théorème 1 : Soit X une variable aléatoire de distribution alpha-stable de paramètres $\alpha, \beta, \gamma, \mu$, et θ un nombre réel, alors $X + \theta$ est aussi une distribution alpha-stable avec pour paramètres $\alpha, \beta, \gamma, \mu + \theta$.

Théorème 2 : Soit X une variable aléatoire de distribution alpha-stable de paramètres $\alpha, \beta, \gamma, \mu$, et θ un nombre réel, alors $\theta.X$ est aussi une distribution alpha-stable avec pour paramètres

$$\alpha, \text{sign}(\theta)\beta, |\theta| \gamma, \theta\mu - \frac{2}{\pi} \theta(\ln |\theta| \gamma \beta) \quad \text{si } \alpha = 1$$

$$\text{et } \alpha, \text{sign}(\theta)\beta, |\theta| \gamma, \theta\mu \quad \text{si } \alpha \neq 1.$$

Théorème 3 : Soient X_1 et X_2 deux variables aléatoires de distribution alpha-stable ayant pour paramètres $\alpha, \beta_1, \gamma_1, \mu_1$ et $\alpha, \beta_2, \gamma_2, \mu_2$ respectivement, alors $X_1 + X_2$ est une distribution alpha-stable avec pour paramètres

$$\alpha, \beta = \frac{\beta_1\gamma_1^\alpha + \beta_2\gamma_2^\alpha}{\gamma_1^\alpha + \gamma_2^\alpha}, \gamma^\alpha = \gamma_1^\alpha + \gamma_2^\alpha, \mu = \mu_1 + \mu_2.$$

1.5 ORGANISATION DE LA THÈSE

Les techniques de détection radar classiques lorsqu'elles sont mises en œuvre reposent le plus souvent sur des hypothèses de gaussianité et de stationnarité des signaux radar. Or, dans la réalité ces hypothèses ne sont pas respectées. Dans le cadre de notre thèse, on s'est intéressé à la détection adaptative CFAR en présence d'un fouillis non gaussien de distribution Pearson.

Dans le deuxième chapitre, une extension de l'analyse des performances de quelques détecteurs CFAR ; à savoir le détecteur GO-CFAR et SO-CFAR en présence d'un fouillis homogène sera présentée. Nous obtenons des nouvelles expressions analytiques compactes de la probabilité de fausse alarme et de détection pour le détecteur CA-CFAR. Dans le troisième chapitre, nous présenterons une étude du cas où le fouillis est de distribution Pearson et non homogène. La non homogénéité est modélisée par une transition du fouillis sous forme d'un échelon. Des expressions des probabilités sous forme analytique seront présentées. Dans le quatrième et cinquième chapitre, une étude des performances des détecteurs CFAR avec intégration non cohérente et intégration binaire pour un environnement de distribution Pearson sera réalisée. Finalement, dans le dernier chapitre, une étude de la détection distribuée en utilisant des règles de fusion floues en présence d'un fouille de distribution Pearson sera abordée. On termine la thèse par des conclusions générales et des suggestions pour des travaux futurs.

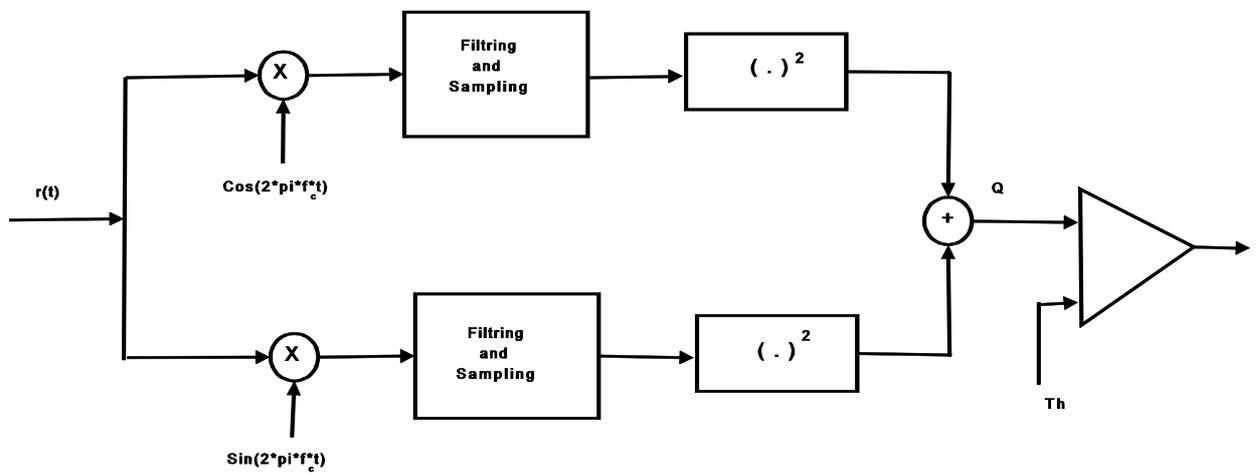


Figure 1.1 – Schéma bloc du détecteur optimum

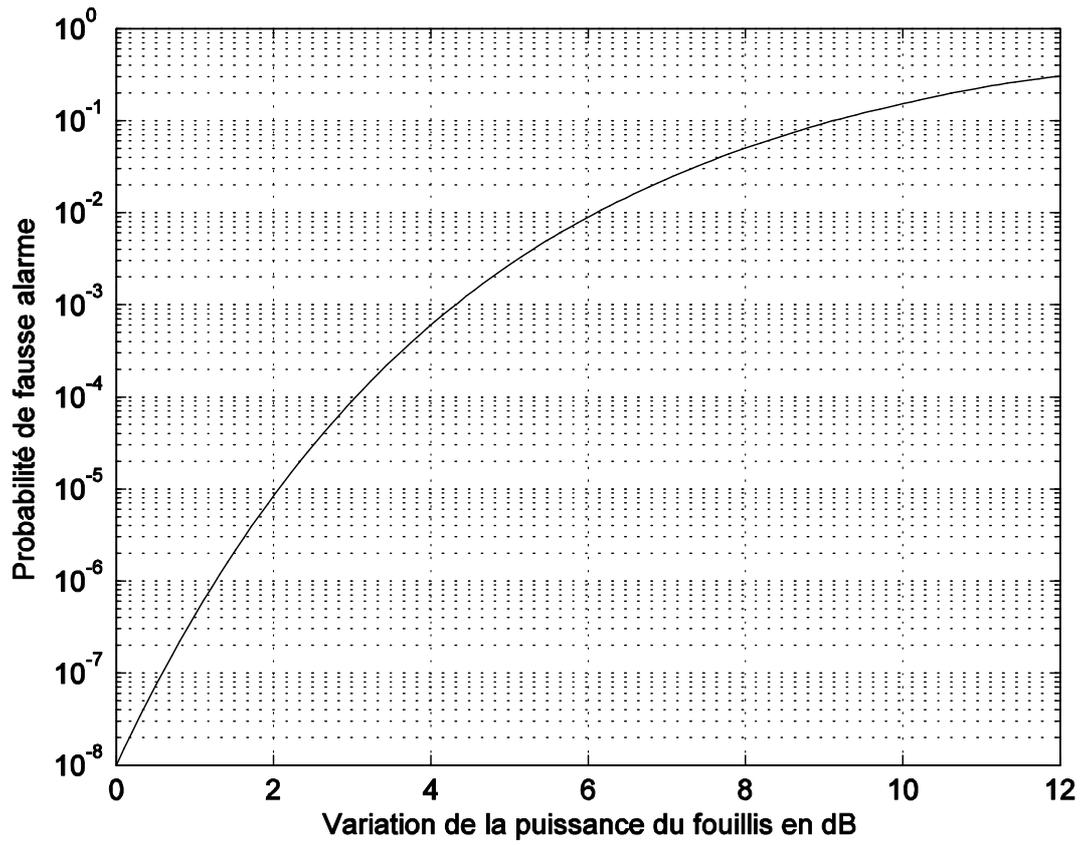


Figure 1.2 – Variation de la probabilité de fausse alarme en fonction de la variation de la puissance du fouillis pour une Pfa désirée= 10^{-8} .

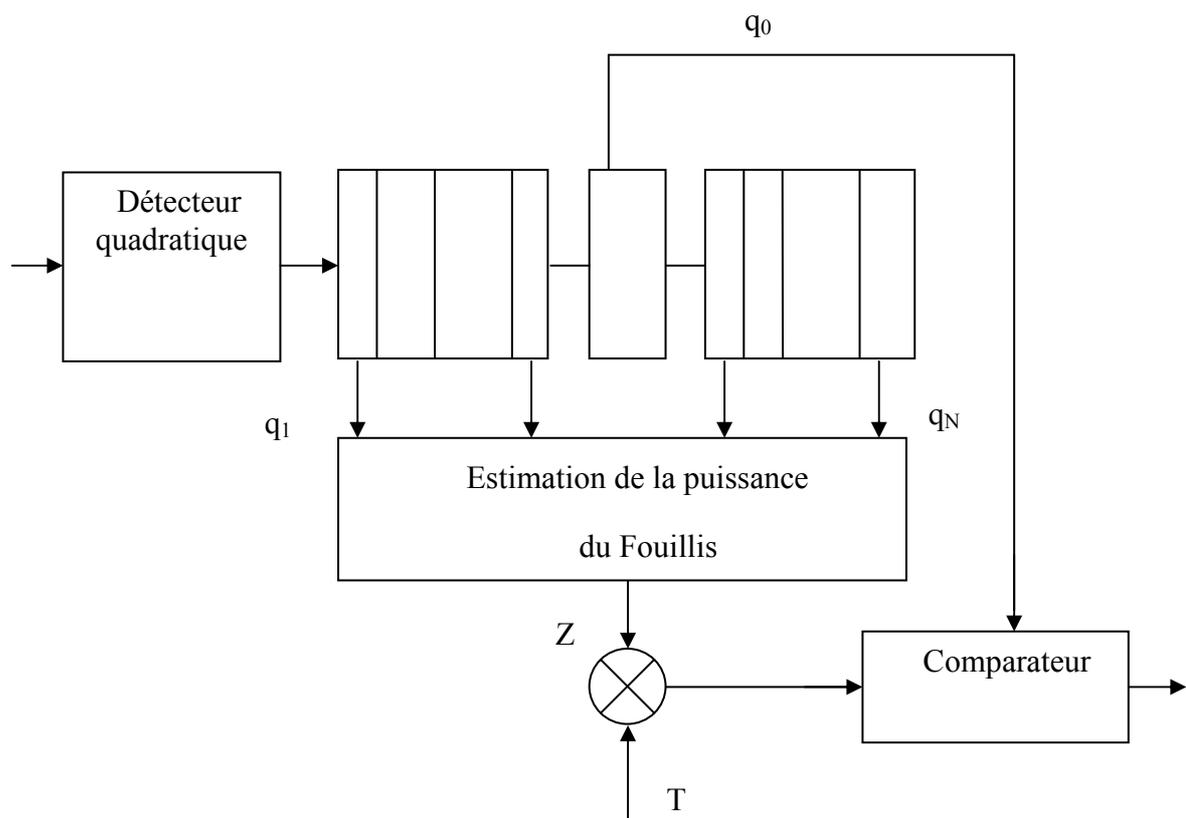


Figure 1.3 – Schéma bloc du détecteur Cell Averaging Constant False Alarm Rate (CA-CFAR)

Chapitre 2

ANALYSE DES PERFORMANCES DE QUELQUES DÉTECTEURS CFAR DANS UN FOUILLIS HOMOGENÈNE DE DISTRIBUTION PEARSON

2.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous analyserons les performances des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR en présence d'un fouillis homogène dont la statistique est modélisée par une distribution de Pearson. On suppose que le fouillis domine le bruit thermique du récepteur. Nous déduisons en premier des expressions compactes pour la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) pour les détecteurs considérés. Les performances de ces détecteurs seront évaluées en terme de la probabilité de détection (P_d) dans un fouillis homogène en

supposant la présence d'une cible dans la cellule sous test fluctuant selon le modèle de Swerling I.

2.2 FORMULATION DU PROBLÈME

Dans les détecteurs CFAR en général, le signal reçu est échantillonné en distance. Les échantillons sont envoyés dans un registre à décalage de longueur N formant la fenêtre de référence. Les données disponibles dans la fenêtre de la référence servent à obtenir une estimation Z de la puissance du fouillis. Cet estimé est multiplié par un facteur T permettant de maintenir la probabilité de fausse alarme constante sous le critère de Neyman-Pearson. La présence de la cible ou son absence est obtenue par comparaison de la cellule sous test avec le seuil adaptatif $T.Z$,

$$Q_0 \begin{array}{c} > \\ < \end{array} T.Z \quad (2.1)$$

Dans le cas homogène, on suppose que les N échantillons contenus la fenêtre de référence Q_1, Q_2, \dots, Q_N sont statistiquement indépendants et identiquement distribués selon la loi de Pearson. Leurs densité de probabilité est donnée par

$$p(q_i) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_i^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2q_i}} \quad i = 1, \dots, N \quad (2.2)$$

Où γ est le paramètre de dispersion de la distribution Pearson. Pour évaluer les performances de ces détecteurs CFAR dans un tel environnement, on

calcule Pfa et Pd comme suit :

$$Pfa = \int_0^{+\infty} \left[\int_{Tz}^{+\infty} p_{Q_0}(q_0|H_0) dq_0 \right] p_Z(z) dz \quad (2.3)$$

$$Pd = \int_0^{+\infty} \left[\int_{Tz}^{+\infty} p_{Q_0}(q_0|H_1) dq_0 \right] p_Z(z) dz \quad (2.4)$$

Où $p_Z(z)$, $p_{Q_0}(q_0|H_0)$ et $p_{Q_0}(q_0|H_1)$ sont respectivement les densités de probabilité de Z et Q_0 sous l'hypothèse H_0 et l'hypothèse H_1 .

2.3 ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR

Dans le détecteur CA-CFAR, l'estimation de la puissance du fouillis Z est obtenue par la somme des deux sous fenêtres U et V en avant et en aval de la cellule sous test respectivement

$$Z = U + V \quad (2.5)$$

Où

$$Z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q_i \quad (2.6)$$

$N=2.M.Z$ est la moyenne de N échantillons, Z est aussi de distribution Pearson ayant pour paramètre de dispersion $\gamma\sqrt{N}$ [36].

$$p_Z(q) = \frac{\gamma\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q^{3/2}} e^{-\frac{N\gamma^2}{2q}} \quad (2.7)$$

Pour calculer Pfa, on suppose que la cellule sous test contient simplement du fouillis. D'où la densité de probabilité de Q_0 est donnée par

$$p_{Q_0}(q_0 | H_0) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_0^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2q_0}} \quad (2.8)$$

en remplaçant (2.7) et (2.8) dans (2.3), nous obtenons

$$Pfa^{CA} = \gamma \sqrt{\frac{N}{2\pi}} \int_0^{+\infty} \left\{ 2\Phi\left(\frac{\gamma}{\sqrt{Tz}}\right) - 1 \right\} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{N\gamma^2}{2z}} dz \quad (2.9)$$

où $\Phi(x)$ représente la fonction de distribution Gaussienne donné par

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (2.10)$$

en mettant $y = \frac{\gamma}{\sqrt{z}}$ et en utilisant le fait que $\Phi(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}Erf\left(\frac{x}{\sqrt{2}}\right)$, où $Erf(x)$ est la fonction erreur définie par

$$Erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (2.11)$$

nous obtenons

$$Pfa^{CA} = \sqrt{\frac{2N}{\pi}} \int_0^{\infty} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right] e^{-\frac{Ny^2}{2}} dy \quad (2.12)$$

utilisons le résultat donné dans [7], on obtient finalement

$$Pfa^{CA} = \frac{2}{\pi} \operatorname{arctg}\left(\frac{1}{\sqrt{NT}}\right) \quad (2.13)$$

Cette expression analytique est une forme compacte de la Pfa. Elle permet d'obtenir facilement le facteur multiplicatif T sans recours à une intégration comme c'est le cas dans [36].

L'équation (2.13) montre que la Pfa du détecteur CA-CFAR ne dépend pas du paramètre de dispersion γ de la distribution Pearson mais dépend seulement du facteur multiplicatif T et de la longueur de la fenêtre de référence N.

Pour calculer la probabilité de détection, on suppose que la cible domine le fouillis dans la cellule test. D'où la densité de probabilité de Q_0 est donnée par

$$p_{Q_0}(q_0 | H_1) = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{q_0}{2\sigma^2}} \quad (2.14)$$

Le calcul de Pd est similaire à celui de la Pfa. On substitue (2.7) et (2.14) dans (2.4) et on obtient

$$Pd^{CA} = \sqrt{\frac{2N}{\pi}} \int_0^\infty e^{-\left(\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2} + \frac{Ny^2}{2}\right)} dy \quad (2.15)$$

En utilisant le résultat donné dans [7], on obtient finalement

$$Pd^{CA} = e^{-\frac{\gamma}{\sigma}\sqrt{NT}} \quad (2.16)$$

L'équation (2.16) montre que Pd est fonction du rapport du paramètre de dispersion du fouillis sur la variance du modèle Swerling I de la cible. Comme dans [36], nous définissons le rapport signal-sur-bruit généralisé (Generalized SNR) comme

$$GSNR = 20 \log_{10}\left(\frac{\sigma}{\gamma}\right) \quad (2.17)$$

Le rapport GSNR ne doit pas être considéré comme un rapport signal-sur-bruit car le moment du deuxième ordre pour la distribution de Pearson est infini.

2.4 ANALYSE DU DÉTECTEUR GO-CFAR

Dans le détecteur GO-CFAR, la puissance du fouillis Z est obtenue en choisissant la valeur maximale des deux sous-fenêtres

$$Z = MAX(U, V) \quad (2.18)$$

Où

$$U = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_i \quad (2.19)$$

Et

$$V = \frac{1}{M} \sum_{i=M+1}^{2M} q_i \quad (2.20)$$

$M=N/2$. La densité de probabilité de Z est définie par

$$p_Z^{GO}(z) = p_U(z) F_V(z) + p_v(z) F_U(z) \quad (2.21)$$

où $F_U(z), F_V(z)$ et $p_U(z), p_v(z)$ sont respectivement les fonctions de répartition et les densités de probabilité des sous-fenêtres U et V . Dans le cas homogène l'équation (2.21) se réduit à

$$p_Z^{GO}(z) = 2 p_v(z) F_V(z) \quad (2.22)$$

U et V sont la moyenne de M variables aléatoires de distribution Pearson, alors U et V sont aussi de distribution Pearson avec un paramètre de la dispersion égal à $\gamma\sqrt{M}$. D'où, la densité de probabilité et la fonction de répartition sont données par

$$p_V(q) = \frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q^{3/2}} e^{-\frac{M\gamma^2}{2q}} \quad (2.23)$$

$$F_V(q) = 2 \left(1 - \Phi \left(\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{q}} \right) \right) \quad (2.24)$$

En remplaçant (2.23) et (2.24) dans (2.22), La densité de probabilité Z du fouillis est

$$p_Z^{GO}(z) = 2\sqrt{\frac{2M}{\pi}} \frac{\gamma}{z^{3/2}} [1 - \Phi(\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{z}})] e^{-\frac{M\gamma^2}{2z}} \quad (2.25)$$

Pour calculer Pfa, on suppose que la cellule sous test contient simplement du fouillis. On substitue (2.8) et (2.25) dans (2.3) et on obtient

$$Pfa^{GO} = 2\sqrt{\frac{2M}{\pi}} \int_0^{+\infty} \{2\Phi(\frac{\gamma}{\sqrt{Tz}}) - 1\} \frac{\gamma}{z^{3/2}} [1 - \Phi(\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{z}})] e^{-\frac{M\gamma^2}{2z}} dz \quad (2.26)$$

Mettons $y = \frac{\gamma}{\sqrt{z}}$ et utilisons le fait que $\Phi(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}Erf(\frac{x}{\sqrt{2}})$, nous obtenons

$$Pfa^{GO} = 2\sqrt{\frac{2M}{\pi}} \int_0^{\infty} Erf[\frac{y}{\sqrt{2T}}] Erfc[\frac{y\sqrt{M}}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{My^2}{2}} dy \quad (2.27)$$

$Erfc(x) = 1 - Erf(x)$ est la fonction de l'erreur complémentaire. En utilisant le résultat donné dans [7], on obtient finalement

$$Pfa^{GO} = \frac{4}{\pi} (\arctg(\sqrt{1 + 2MT}) - \arctg(\sqrt{MT})) \quad (2.28)$$

L'équation (2.28) montre que Pfa du détecteur GO-CFAR ne dépend pas du paramètre de la distribution Pearson, mais elle est commandée seulement par le facteur multiplicatif T. Pour calculer Pd du détecteur GO-CFAR, nous substituons (2.14) et (2.25) dans (2.4) et on obtient

$$Pd^{GO} = 2\sqrt{\frac{2M}{\pi}} \int_0^\infty e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}} \operatorname{Erfc}\left[\frac{y\sqrt{M}}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{My^2}{2}} dy \quad (2.29)$$

Comme précédemment, l'équation (2.29) montre que la probabilité de détection est une fonction du rapport du paramètre de dispersion du fouillis sur la variance du modèle Swerling I de la cible.

2.5 ANALYSE DU DÉTECTEUR SO-CFAR

Dans le détecteur SO-CFAR, la puissance du fouillis Z est donnée par le minimum des sous fenêtres U et V entourant la cellule sous test

$$Z = \operatorname{MIN}(U, V) \quad (2.30)$$

La densité de probabilité de Z est donnée par

$$p_Z^{SO} = p_U(z)[1 - F_V(z)] + p_V(z)[1 - F_U(z)] \quad (2.31)$$

qui peut s'écrire sous la forme

$$p_Z^{SO}(z) = p_U(z) + p_V(z) - p_Z^{GO}(z) \quad (2.32)$$

Dans le cas d'un fouillis homogène, la densité de probabilité de Z se réduit à

$$p_Z^{SO}(z) = 2p_V(z) - p_Z^{GO}(z) \quad (2.33)$$

En remplaçant (2.23) et (2.25) dans (2.33), nous obtenons

$$p_Z^{SO}(z) = \sqrt{\frac{2M}{\pi}} \frac{\gamma}{z^{3/2}} [2\Phi(\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{z}}) - 1] e^{-\frac{M\gamma^2}{2z}} \quad (2.34)$$

En remplaçant (2.8) et (2.34) dans (2.3), nous obtenons Pfa pour le cas homogène comme

$$Pfa^{SO} = \sqrt{\frac{2M}{\pi}} \int_0^{+\infty} \{2\Phi(\frac{\gamma}{\sqrt{Tz}}) - 1\} \frac{\gamma}{z^{3/2}} [2\Phi(\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{z}}) - 1] e^{-\frac{M\gamma^2}{2z}} dz \quad (2.35)$$

Mettons $y = \frac{\gamma}{\sqrt{z}}$ et utilisons le fait que $\Phi(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}Erf(\frac{x}{\sqrt{2}})$, nous obtenons

$$Pfa^{SO} = 2\sqrt{\frac{2M}{\pi}} \int_0^{\infty} Erf[\frac{y}{\sqrt{2T}}] Erf[\frac{y\sqrt{M}}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{My^2}{2}} dy \quad (2.36)$$

En utilisant le résultat donné dans [7], on obtient finalement

$$Pfa^{SO} = \frac{4}{\pi} \arctg\left(\frac{1}{\sqrt{1+2MT}}\right) \quad (2.37)$$

L'équation (2.37) montre que la Pfa du détecteur SO-CFAR ne dépend pas du paramètre de la distribution Pearson mais elle est fonction du facteur T et la longueur de la fenêtre de référence du détecteur. L'analyse de la Pd reste semblable aux précédentes. Supposons que la cellule test contient une cible qui fluctue selon le modèle de Swerling I. En remplaçant (2.14) et (2.34) dans (2.4), l'expression de la Pd est donnée par

$$Pd^{SO} = 2\sqrt{\frac{2M}{\pi}} \int_0^\infty e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}} \text{Erf}\left[\frac{y\sqrt{M}}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{My^2}{2}} dy \quad (2.38)$$

Comme dans les cas des détecteurs CA-CFAR et GO-CFAR, les mêmes observations peuvent être faites sur la probabilité de détection du détecteur SO-CFAR.

2.6 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Le facteur multiplicatif T pour chaque détecteur considéré dans notre analyse est obtenu par la résolution des équations (2.13), (2.28) et (2.37). Les Figures 2.1-2.4 représentent le facteur multiplicatif T en fonction du nombre

de cellules de la fenêtre de référence N pour une P_{fa} donnée. On remarque que lorsque la valeur de N représentant la longueur de la fenêtre de référence augmente, le facteur multiplicatif diminue pour compenser l'estimation de la puissance du fouillis Z et maintenir ainsi un taux de fausse alarme constant.

La Figure 2.5 illustre les performances des détecteurs CFAR considéré dans un fouillis homogène de distribution Pearson. Nous avons représenté P_d des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR en fonction du GSNR pour une P_{fa} donnée. Les performances du détecteur SO-CFAR dans un environnement homogène de distribution Pearson sont les meilleures pour GSNR plus grand que 75 dB.

La Figure 2.6 représente P_d en fonction de P_{fa} pour différentes valeurs du GSNR (courbe ROC Receiver operating characteristics), on constate que pour un GSNR de 70 dB et une P_{fa} variant de $1.5 \cdot 10^{-4}$ à 10^{-2} , les performances du détecteur SO-CFAR sont les meilleures. Pour des valeurs de P_{fa} inférieures à $1.5 \cdot 10^{-4}$, le détecteur GO-CFAR présente la meilleure performance en détection. Ces mêmes constatations restent valable pour d'autres valeurs du GSNR.

2.7 CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, nous avons analysé les détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR dans un fouillis homogène de distribution Pearson. Nous avons obtenu des expressions analytiques simples de la Pfa du détecteur CA-CFAR en comparaison avec les résultats obtenus dans [36] et de nouvelles expressions simples de la Pfa pour les détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR.

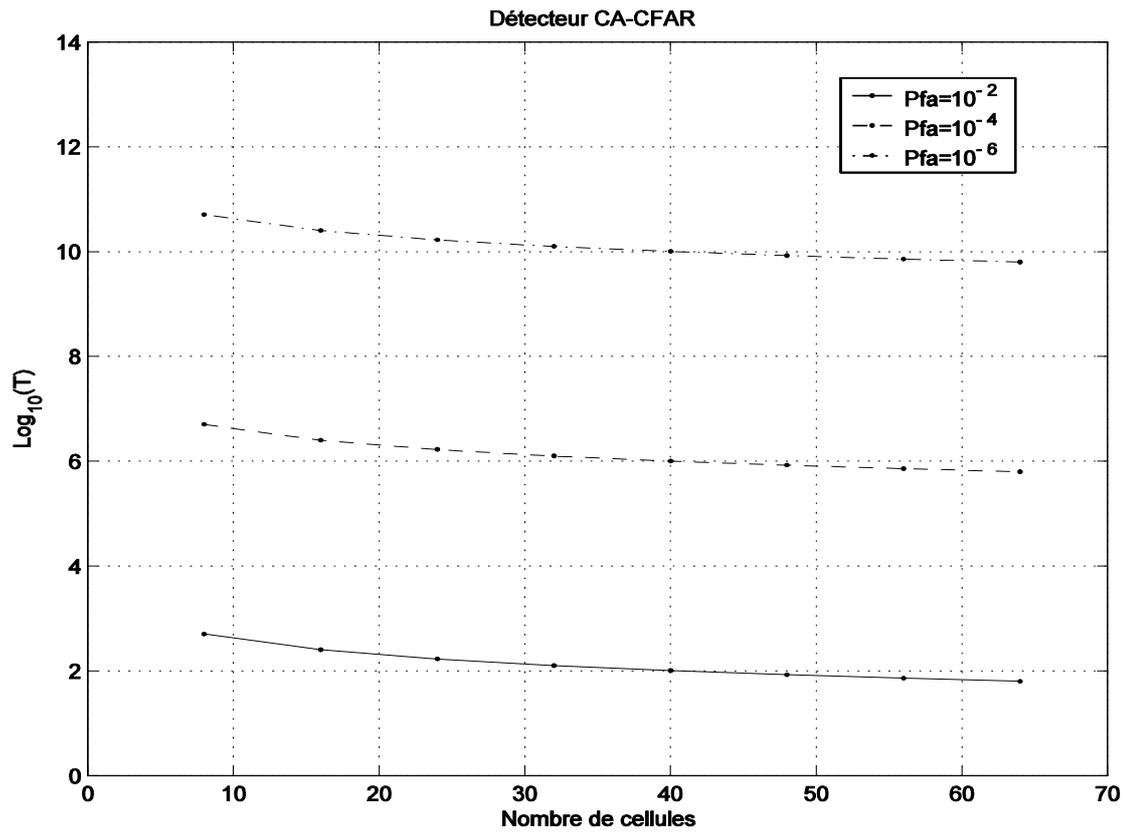


Figure 2.1 – Facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme, détecteur CA-CFAR.

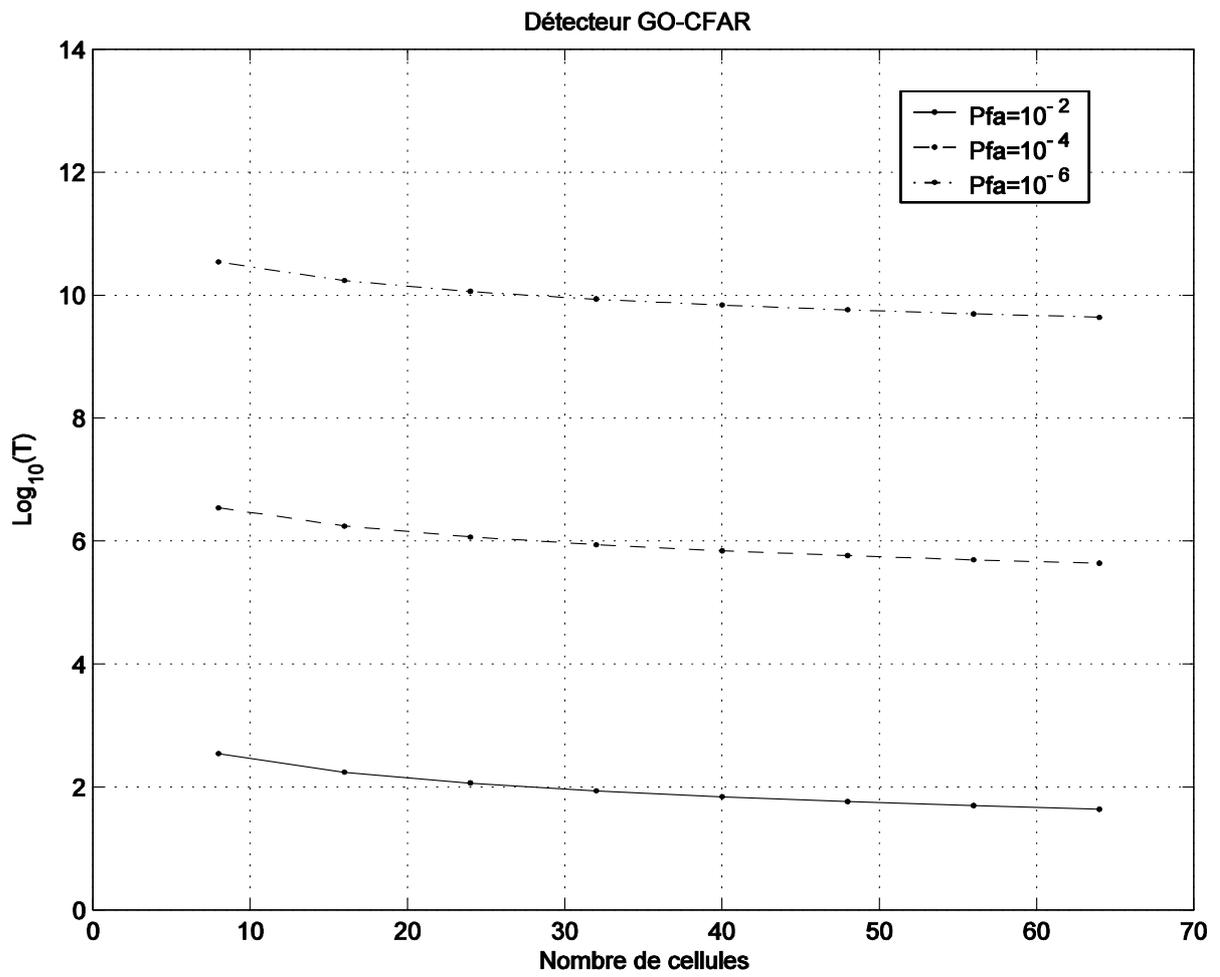


Figure 2.2 – Facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme, détecteur GO-CFAR.

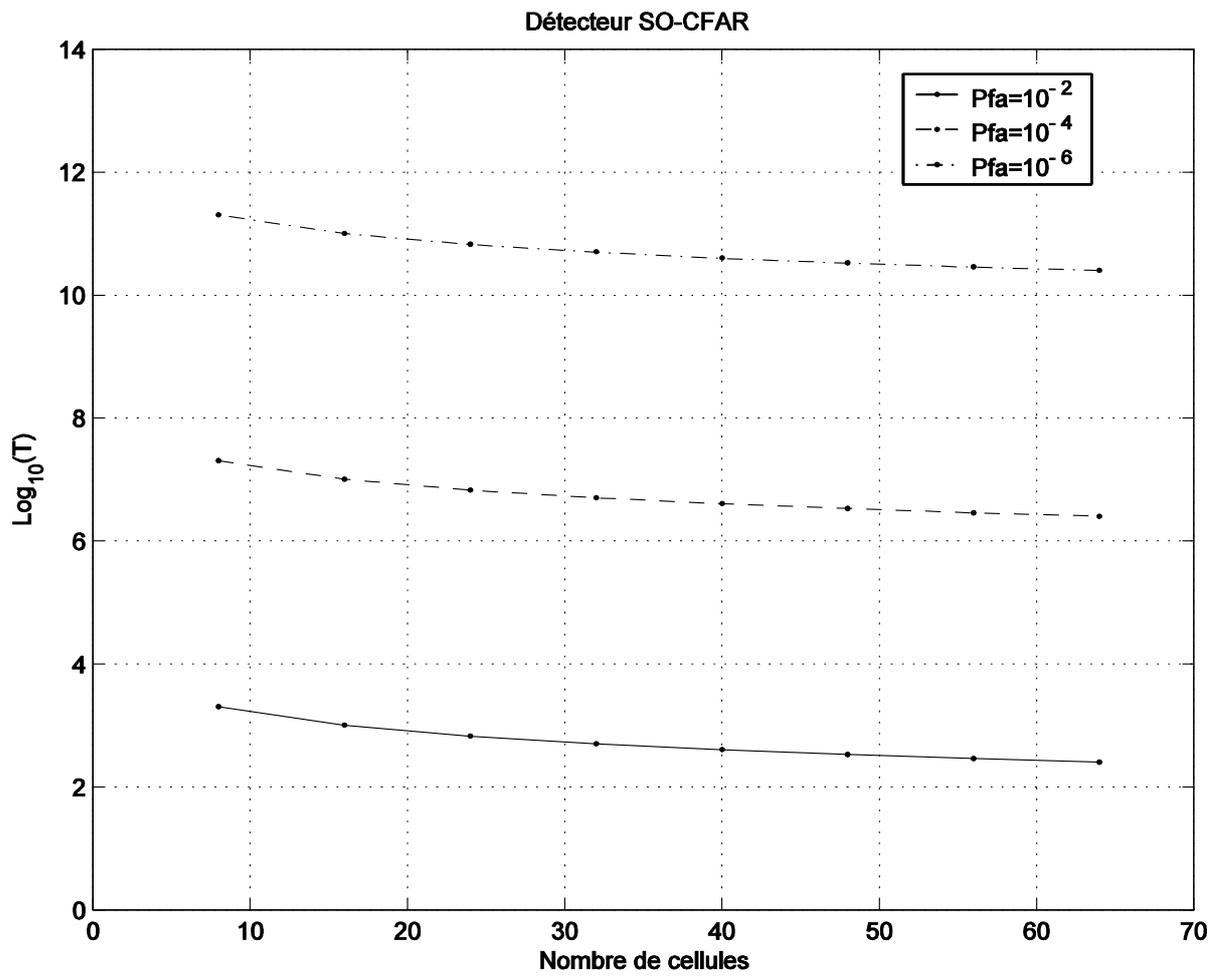


Figure 2.3 – Facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme, détecteur SO-CFAR.

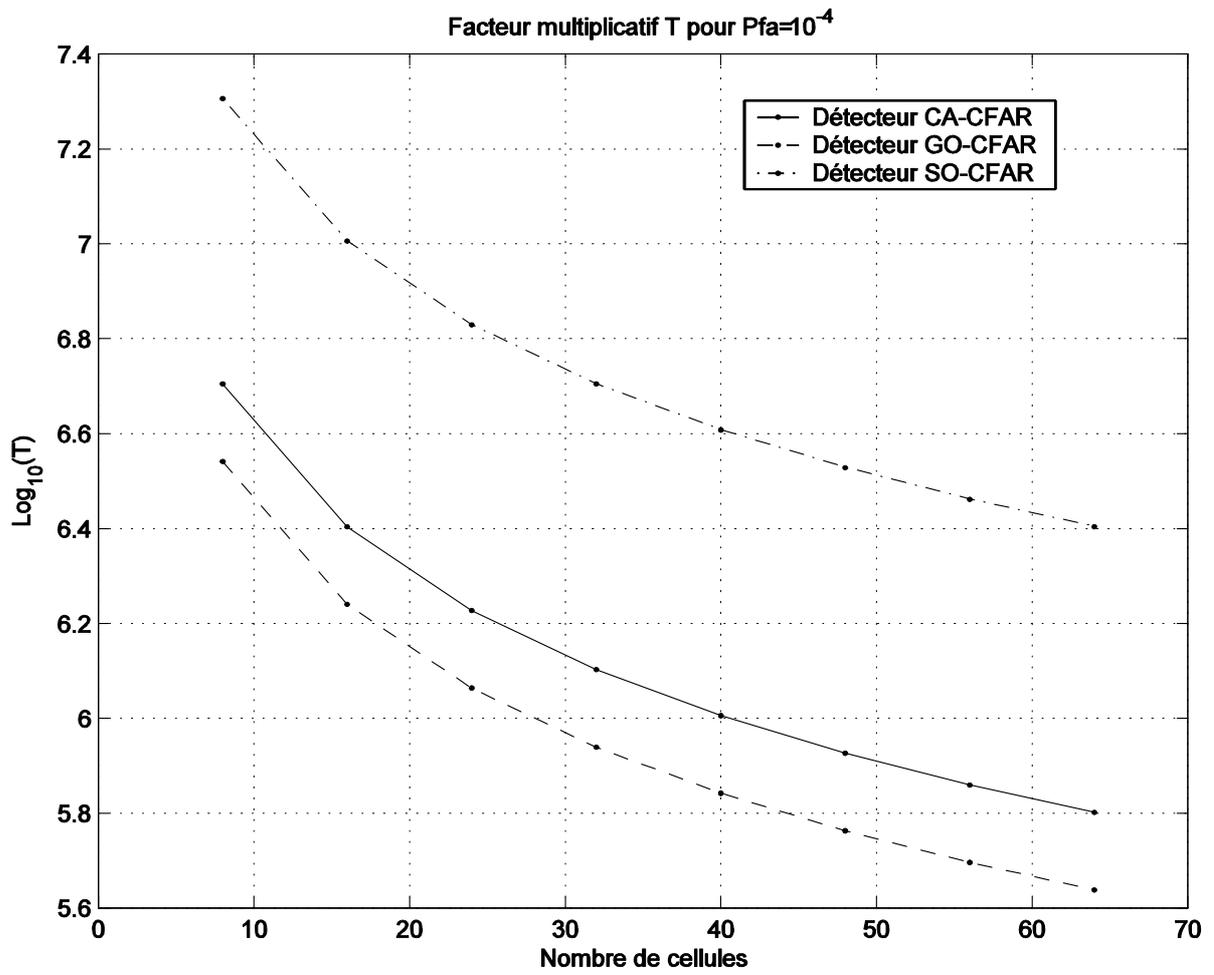


Figure 2.4 – comparaison du facteur multiplicatif T en fonction du nombre de cellules N pour différents détecteurs CFAR

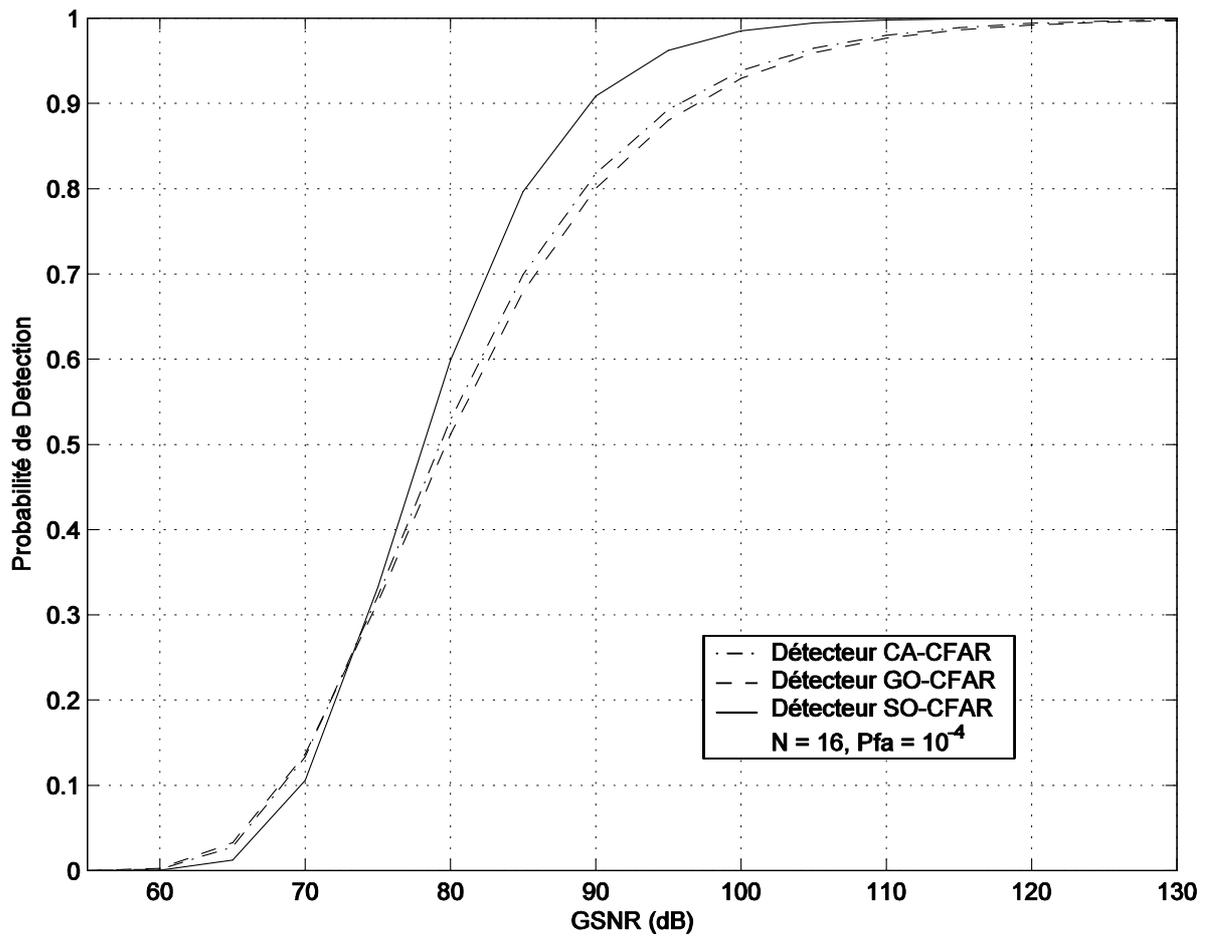


Figure 2.5 – Comparaison de la probabilité de détection en fonction du rapport signal à bruit généralisé (GSNR) pour différents détecteurs CFAR

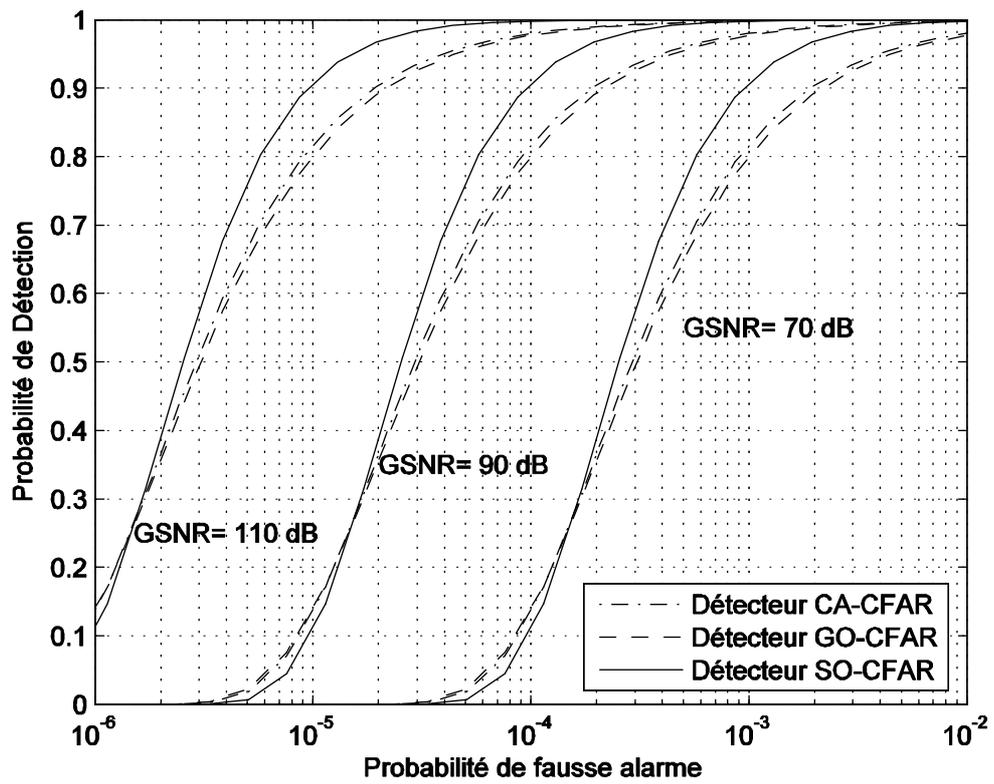


Figure 2.6 – probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme pour différents rapports signal à bruit généralisé (GSNR)

Chapitre 3

ANALYSE DES PERFORMANCES DE QUELQUES DÉTECTEURS CFAR DANS UN FOUILLIS NON HOMOGENÈNE DE DISTRIBUTION PEARSON

3.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous analysons les performances des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR en présence d'un fouillis non homogène dont les statistiques de l'amplitude sont modélisées par la distribution de Pearson et où la puissance du fouillis domine le bruit du récepteur. La non homogénéité du fouillis est modélisée par une fonction en échelon dans la fenêtre de référence. La cible dans la cellule sous test est supposée fluctuer selon le modèle Swerling I. Nous déduisons des expressions exactes de la P_{fa} , et nous

analysons l'effet de la position de la transition du fouillis et de sa puissance sur la régulation de la Pfa de ces détecteurs pour un tel environnement.

3.2 FORMULATION DU PROBLÈME

Dans le cas non homogène, on suppose que les échantillons de la fenêtre de référence sont indépendants mais non identiquement distribués. En d'autres termes, on a R cellules noyées dans un fouillis de distribution Pearson avec un paramètre de la dispersion γ' et les cellules $2M-R$ restantes sont noyées dans un fouillis de distribution Pearson avec un paramètre dispersion γ . Cette situation est réaliste et peut être rencontrée dans une région de précipitation (pluie-éclairci), à l'entrée d'une baie (mer-terre) ou un terrain composite (forêt-plaine). Dans notre étude, nous supposons que R est connu *a priori*. On suppose également qu'il y a seulement une seule transition du fouillis dans la fenêtre de la référence. Donc,

$$p_{Q_i}(q_i) = \frac{\gamma(1+C)}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_i^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2(1+C)^2}{2q_i}} \quad i = 1, \dots, R \quad (3.1)$$

$$p_{Q_i}(q_i) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_i^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2q_i}} \quad i = R+1, \dots, 2M \quad (3.2)$$

où $M = N/2$, N est le nombre de cellules de la fenêtre de référence, R est la position de la transition et C est le rapport $\frac{\gamma'}{\gamma}$ des paramètres de dispersion en dB. Nous supposons que la cible dans la cellule test fluctue selon le modèle

Swerling I.

3.3 ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR

Dans un fouillis non homogène, nous supposons que la sous fenêtre U contient R cellules ayant pour paramètre de dispersion $\gamma(1 + C)$ et le reste les cellules c'est-à-dire $2M-R$ ayant pour paramètre de dispersion γ . Nous considérons deux situations; la première est quand la cellule sous test est noyée dans une région du fouillis ayant une puissance basse, Figure 3.1 et la deuxième situation est celle où la cellule sous test est dans une région de fouillis à haute puissance, Figure 3.2.

3.3.1 Cellule test dans la région basse du fouillis

La fenêtre de référence Z s'écrit alors comme la somme de deux variables aléatoires indépendantes

$$Z = \frac{1}{2M} \left(\sum_{i=1}^R q_i + \sum_{i=R+1}^{2M} q_i \right) = Z_1 + Z_2 \quad (3.3)$$

Z_1 et Z_2 sont les sommes respectivement de R variables aléatoires de distribution Pearson avec $\gamma(1 + C)$ comme paramètre de dispersion et de $2M-R$ variables aléatoires de distribution Pearson avec γ comme paramètre de dispersion. Donc, la variable aléatoire Z qui représente la sortie de la fenêtre de référence est de distribution Pearson et son paramètre de dispersion est donné par [37]

$$\gamma((1 + C) R + (2M - R)) / \sqrt{2M} = \gamma \Gamma_1 \quad (3.4)$$

La densité de probabilité de Z s'écrit alors

$$p_Z^{CA}(z) = \frac{\gamma \Gamma_1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\gamma^2 \Gamma_1^2 / 2 z} \quad (3.5)$$

En remplaçant (3.5) et (2.8) dans (2.3) et en mettant $y = \frac{\gamma}{\sqrt{z}}$, la Pfa du détecteur CA-CFAR dans un fouillis non homogène est donnée par

$$Pfa^{CA} = \Gamma_1 \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_1^2} dy \quad (3.6)$$

Qui s'écrit finalement d'après [7] sous une forme plus simple comme

$$Pfa^{CA} = \frac{2}{\pi} \arctg\left(\frac{1}{\Gamma_1 \sqrt{T}}\right) \quad (3.7)$$

La Pd est déterminée simplement en remplaçant $Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right]$ par $e^{\frac{-T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}}$ dans l'équation (3.6), d'où l'expression analytique en utilisant [7]

$$Pd^{CA} = e^{-\frac{\gamma}{\sigma} \Gamma_1 \sqrt{T}} \quad (3.8)$$

3.3.2 Cellule test dans la région haute du fouillis

La sortie de la fenêtre de référence Z s'écrit comme la somme de deux variables aléatoires indépendantes Z_1 et Z_2 , d'où

$$Z = \frac{1}{2M} \left(\sum_{i=1}^{2M-R} q_i + \sum_{i=2M-R+1}^{2M} q_i \right) = Z_1 + Z_2 \quad (3.9)$$

Z_1 et Z_2 sont les moyennes de $2M-R$ variables aléatoires de distribution Pearson avec $\gamma(1+C)$ comme paramètre de dispersion et de R variables aléatoires avec γ comme paramètre de dispersion. Par conséquent, la variable aléatoire Z qui représente la sortie de la fenêtre de référence est de distribution Pearson et son paramètre de dispersion est donné en remplaçant R par $(R-M)$ dans (3.4), d'où

$$\gamma \left((1+C)(R-M) + (2M-R) \right) / \sqrt{2M} = \gamma \Gamma_2 \quad (3.10)$$

La densité de probabilité est donnée par

$$p_Z^{CA}(z) = \frac{\gamma \Gamma_2}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\gamma^2 \Gamma_2^2 / 2 z} \quad (3.11)$$

en supposant que la cellule sous test est noyée dans le niveau haut du fouillis on a

$$p_{Q_0}(q_0) = \frac{\gamma(1+C)}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_0^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2(1+C)^2}{2q_0}} \quad (3.12)$$

En remplaçant (3.11) et (3.12) dans (2.3), et en utilisant le même changement de variable comme précédemment, Nous obtenons pour la Pfa du détecteur CA-CFAR

$$Pfa^{CA} = \Gamma_2 \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty Erf\left[\frac{y(1+C)}{\sqrt{2T}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_2^2} dy \quad (3.13)$$

Qui s'écrit finalement sous une forme plus simple d'après [7] comme

$$Pfa^{CA} = \frac{2}{\pi} \arctg\left(\frac{(1+C)}{\Gamma_2 \sqrt{T}}\right) \quad (3.14)$$

La probabilité de détection est obtenue en remplaçant $Erf\left[\frac{y(1+C)}{\sqrt{2T}}\right]$ par $e^{\frac{-T\gamma^2(1+C)}{2y^2\sigma^2}}$ dans (2.13), d'où l'expression analytique de la probabilité de détection en utilisant [7]

$$Pd^{CA} = e^{-\frac{\gamma}{\sigma} \frac{\Gamma_2}{(1+C)} \sqrt{T}} \quad (3.15)$$

3.4 ANALYSE DU DÉTECTEUR GO-CFAR

Dans cette section, nous analysons les performances du détecteur GO-CFAR dans un fouillis non homogène de distribution Pearson. Nous considérons comme précédemment deux situations ; la première est quand la cellule test est dans la région du niveau bas du fouillis et la seconde est quand la

cellule test est dans le niveau haut du fouillis.

3.4.1 Cellule test dans la région basse du fouillis

La sortie de la sous fenêtre U s'écrit comme une somme de deux variables aléatoires indépendantes

$$U = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^R q_i + \sum_{i=R+1}^M q_i \right) = U_1 + U_2 \quad (3.16)$$

Et

$$V = \frac{1}{M} \sum_{i=M+1}^{2M} q_i \quad (3.17)$$

U_1 et U_2 sont respectivement les sommes de R variables aléatoires indépendante de distribution Pearson et ayant comme paramètre de dispersion $\gamma(1 + C)$, et $M-R$ aléatoires indépendantes ayant comme paramètre de dispersion γ . Donc, la variable aléatoire U qui représente la sortie de la sous fenêtre est une Pearson type V, son paramètre de dispersion est donné par [37]

$$\gamma((1 + C) R + (M - R)) / \sqrt{M} = \gamma \Gamma_1 \quad (3.18)$$

La densité de probabilité et la fonction de répartition de U sont alors données par

$$p_U(q) = \frac{\gamma \Gamma_1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q^{3/2}} e^{-\gamma^2 \Gamma_1^2 / 2 q} \quad (3.19)$$

et

$$F_U(q) = 2[1 - \Phi(\frac{\gamma \Gamma_1}{\sqrt{q}})] \quad (3.20)$$

En remplaçant (2.23), (2.24), (3.19) et (3.20) dans (2.21), nous obtenons finalement pour la densité de probabilité de l'estimateur Z l'expression suivante

$$\begin{aligned} p_Z^{GO}(z) &= \frac{\gamma \Gamma_1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\gamma^2 \Gamma_1^2 / 2 z} 2 [1 - \Phi(\frac{\gamma \sqrt{M}}{\sqrt{z}})] \\ &+ \frac{\gamma \sqrt{M}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{M \gamma^2}{2 z}} 2 [1 - \Phi(\frac{\gamma \Gamma_1}{\sqrt{z}})] \end{aligned} \quad (3.21)$$

En remplaçant (3.21) et (2.8) dans (2.3) et en mettant $y = \frac{\gamma}{\sqrt{z}}$, nous obtenons pour la probabilité de fausse alarme du détecteur GO-CFAR dans un fouillis non homogène l'expression suivante

$$\begin{aligned} Pfa^{GO} &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty Erfc[\frac{y}{\sqrt{2T}}] \{ \Gamma_1 Erfc[\frac{y \sqrt{M}}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{1}{2} y^2 \Gamma_1^2} \\ &+ \sqrt{M} Erfc[\frac{y \Gamma_1}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{1}{2} y^2 M} \} dy \end{aligned} \quad (3.22)$$

qui s'écrit finalement d'après [7] sous une forme plus simple comme

$$\begin{aligned}
Pfa^{GO} = & \frac{2}{\pi} \left[\arctg\left(\frac{1}{\Gamma_1\sqrt{T}}\right) + \arctg\left(\frac{1}{\sqrt{MT}}\right) \right. \\
& - \arctg\left(\frac{\sqrt{M}}{\Gamma_1\sqrt{1+T(M+\Gamma_1^2)}}\right) \\
& \left. - \arctg\left(\frac{\Gamma_1}{\sqrt{M}\sqrt{1+T(M+\Gamma_1^2)}}\right) \right] \quad (3.23)
\end{aligned}$$

La probabilité de détection est déterminée simplement en remplaçant $Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right]$ par $e^{\frac{-T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}}$ dans (3.22).

3.4.2 Cellule test dans la région haute du fouillis

La sortie de la sous fenêtre V s'écrit comme la somme de deux variables aléatoires indépendantes.

$$U = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_i \quad (3.24)$$

Et

$$V = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=M+1}^R q_i + \sum_{i=R+1}^{2M} q_i \right) = V_1 + V_2 \quad (3.25)$$

où V_1 représente la sortie des cellules noyées dans le niveau haut du fouillis et V_2 représente la sortie des cellules contenues dans le niveau bas du fouillis.

Donc, la variable aléatoire V qui représente la sortie de la sous fenêtre est de

distribution Pearson, son paramètre de la dispersion est donné en remplaçant R par $(R-M)$ dans (3.18), d'où

$$\gamma ((1 + C) (R - M) + (2M - R))/\sqrt{M} = \gamma \Gamma_2 \quad (3.26)$$

La densité de probabilité et la fonction de répartition de U et V sont alors données par

$$p_U(q) = \frac{\gamma (1 + C)}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q^{3/2}} e^{-\gamma^2(1+C)^2/2 q} \quad (3.27)$$

Et

$$F_U(q) = 2[1 - \Phi(\frac{\gamma(1 + C)}{\sqrt{q}})] \quad (3.28)$$

$$p_V(q) = \frac{\gamma \Gamma_2}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q^{3/2}} e^{-\gamma^2\Gamma_2^2/2 q} \quad (3.29)$$

Et

$$F_V(q) = 2[1 - \Phi(\frac{\gamma\Gamma_2}{\sqrt{q}})] \quad (3.30)$$

en remplaçant (3.27), (3.28), (3.29) et (3.30) dans (2.21), nous obtenons pour la densité de probabilité la relation suivante

$$\begin{aligned}
p_Z^{GO}(z) &= \frac{\gamma \Gamma_2}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2 \Gamma_2^2}{2z}} 2 \left[1 - \Phi \left(\frac{\gamma(1+C)\sqrt{M}}{\sqrt{z}} \right) \right] \\
&+ \frac{\gamma(1+C)\sqrt{M}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{M(1+C)^2 \gamma^2}{2z}} 2 \left[1 - \Phi \left(\frac{\gamma \Gamma_2}{\sqrt{z}} \right) \right] \quad (3.31)
\end{aligned}$$

En supposant que la cellule sous test est noyée dans le niveau haut du fouillis et en remplaçant (3.31) et (3.12) dans (2.3), nous obtenons l'expression de Pfa du détecteur GO-CFAR dans un fouillis non homogène

$$\begin{aligned}
Pfa^{GO} &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty Erf\left[\frac{y(1+C)}{\sqrt{2T}}\right] \left\{ (\Gamma_2 Erfc\left[\frac{y(1+C)\sqrt{M}}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_2^2} \right. \\
&\quad \left. + (1+C) \sqrt{M} Erfc\left[\frac{y \Gamma_2}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 (1+C)^2 M} \right\} dy \quad (3.32)
\end{aligned}$$

qui s'écrit finalement sous une forme plus simple d'après [7] comme

$$\begin{aligned}
Pfa^{GO} &= \frac{2}{\pi} \left[\arctg\left(\frac{1}{\Gamma_2 \sqrt{T}}\right) + \arctg\left(\frac{1}{\sqrt{MT}}\right) \right. \\
&\quad \left. - \arctg\left(\frac{(1+C)^2 \sqrt{M}}{\Gamma_2 \sqrt{(1+C)^2 + T(M(1+C)^2 + \Gamma_2^2)}}\right) \right. \\
&\quad \left. - \arctg\left(\frac{\Gamma_2}{\sqrt{M} \sqrt{(1+C)^2 + T(M(1+C)^2 + \Gamma_2^2)}}\right) \right] \quad (3.33)
\end{aligned}$$

La probabilité de détection est obtenue en remplaçant $Erf\left[\frac{y(1+C)}{\sqrt{2T}}\right]$ par $e^{-\frac{T\gamma^2(1+C)}{2y^2\sigma^2}}$ dans (3.32).

3.5 ANALYSE DU DÉTECTEUR SO-CFAR

L'analyse de la Pfa est semblable à la précédente. On suppose toujours une transition en échelon dans la puissance du fouillis avec les deux situations concernant la position de la cellule test.

3.5.1 Cellule test dans la région basse du fouillis

La densité de probabilité de l'estimateur Z de la puissance du fouillis de ce détecteur dans un environnement non homogène est obtenue en remplaçant (2.23), (3.19) et (3.21) dans (2.32), on a alors

$$p_Z^{SO}(z) = \Gamma_1 \operatorname{Erf}\left[\frac{y\sqrt{M}}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_1^2} + \sqrt{M} \operatorname{Erf}\left[\frac{y \Gamma_1}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 M} \quad (3.34)$$

La Pfa est obtenue en remplaçant (2.8) et (3.34) dans (2.3), d'où

$$Pfa^{SO} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty \operatorname{Erf}\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right] \left\{ \Gamma_1 \operatorname{Erf}\left[\frac{y\sqrt{M}}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_1^2} + \sqrt{M} \operatorname{Erf}\left[\frac{y \Gamma_1}{\sqrt{2}}\right] e^{-\frac{1}{2}y^2 M} \right\} dy \quad (3.35)$$

qui s'écrit finalement d'après [7]

$$Pfa^{SO} = \frac{2}{\pi} \left[\operatorname{arctg}\left(\frac{\sqrt{M}}{\Gamma_1 \sqrt{1 + T(M + \Gamma_1^2)}}\right) + \operatorname{arctg}\left(\frac{\Gamma_1}{\sqrt{M} \sqrt{1 + T(M + \Gamma_1^2)}}\right) \right] \quad (3.36)$$

La probabilité de détection est encore donné simplement en remplaçant $Er f[\frac{y}{\sqrt{2T}}]$ par $e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}}$ dans (3.35).

3.5.2 Cellule test dans la région haute du fouillis

Comme dans le paragraphe précédent, la densité de probabilité de l'estimateur Z de la puissance du fouillis de ce détecteur est obtenue en remplaçant cette fois (3.12), (3.27) et (3.31) dans (2.32), on a alors

$$p_Z^{SO}(z) = \Gamma_2 Er f[\frac{y(1+C)\sqrt{M}}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_2^2 + (1+C) \sqrt{M} Er f[\frac{y \Gamma_2}{\sqrt{2}}]} e^{-\frac{1}{2}y^2 (1+C)^2 M} \quad (3.37)$$

La Pfa est obtenue en remplaçant (3.12) et (3.37) dans (2.3), d'où

$$Pfa^{SO} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty Er f[\frac{y(1+C)}{\sqrt{2T}}] \{ \Gamma_2 Er f[\frac{y(1+C)\sqrt{M}}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{1}{2}y^2 \Gamma_2^2} + (1+C) \sqrt{M} Er f[\frac{y \Gamma_2}{\sqrt{2}}] e^{-\frac{1}{2}y^2 (1+C)^2 M} \} dy \quad (3.38)$$

Finalement on a d'après [7]

$$Pfa^{SO} = \frac{2}{\pi} [arctg(\frac{(1+C)^2 \sqrt{M}}{\Gamma_2 \sqrt{(1+C)^2 + T(M(1+C)^2 + \Gamma_2^2)}}) + arctg(\frac{\Gamma_2}{\sqrt{M} \sqrt{(1+C)^2 + T(M(1+C)^2 + \Gamma_2^2)}})] \quad (3.39)$$

La probabilité de détection est encore obtenue en remplaçant $Erf[\frac{y(1+C)}{\sqrt{2T}}]$ par $e^{\frac{-T\gamma^2(1+C)}{2y^2\sigma^2}}$ dans (3.38).

3.6 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Pour illustrer les performances des détecteurs CFAR considérés dans le cas d'une situation non homogène, nous focalisons nos résultats sur l'effet de la position de la transition R du fouillis et du rapport des paramètres de dispersion C sur la Pfa. Les Figures 3.3-3.5 présentent la Pfa des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR en fonction de la position de la transition dans le fouillis et pour différentes valeurs du rapport des paramètres de dispersion (C= 5 dB, 10 dB et 15 dB), un nombre de cellules de la fenêtre de référence N=16 et une Pfa= 10^{-4} . On constate une diminution de la Pfa lorsque la position de la transition parcourt les cellules 1 à 7, car ceci est dû à l'augmentation du seuil de détection bien que la cellule sous test est noyée dans la région où la puissance du fouillis est faible. En revanche, on constate une augmentation dans la Pfa pour les positions de la transition de 9 à 16, car est dû à une diminution du seuil de détection qui entraîne ainsi une augmentation dans la Pfa. La Pfa présente une discontinuité brusque quand R coïncide avec la position de la cellule sous test.

La Figure 3.6, présente une comparaison des performances des trois détecteurs considérés pour un environnement non homogène. Comme attendu, La meilleure performance en termes de maintien du taux de fausse alarme

est obtenue pour le détecteur SO-CFAR quand la cellule sous test est noyée dans un fouillis de faible puissance, alors que le détecteur GO-CFAR présente les meilleures performances quand la cellule test est noyée un fouillis de forte puissance.

Pour une visualisation du comportement dynamique des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR, les Figures 3.7-3.9 présentent une simulation, où la sortie du détecteur CFAR est représentée par une ligne continue et le seuil de détection est superposé sur ces mêmes figures. Des cibles isolées sont introduites dans les cellules 20, 23, 70, 95 (indexé par 'T' sur les figures) avec un GSNR = 80 dB pour modéliser des cibles proches et séparées et une partie des cellules 45 à 65 modélisent une discontinuité dans le fouillis. Comme attendu, La meilleure performance en terme de fausse alarme revient au détecteur GO-CFAR, alors que le détecteur SO-CFAR présente de meilleures performances en terme de détection pour les cibles proches.

3.7 CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, nous avons analysé les détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR dans fouillis non homogène de distribution Pearson. Nous avons obtenu des expressions analytiques pour leurs Pfa et Pd. Nos résultats montrent que les meilleures performances en termes de maintien de la fausse alarme reviennent aux détecteurs GO-CFAR et le SO-CFAR selon que la cible est noyée dans le bas niveau ou le haut niveau du fouillis.

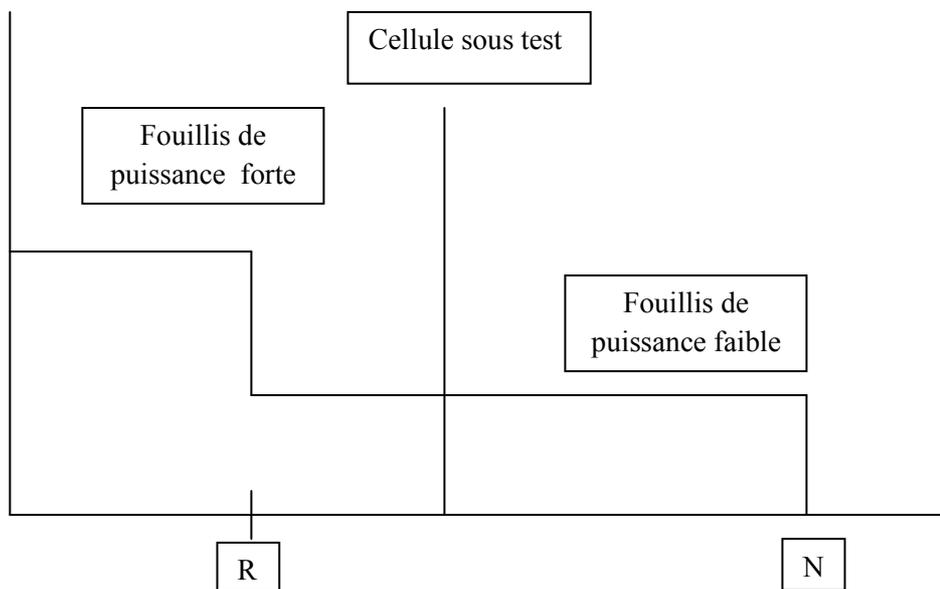


Figure 3.1 – Modèle du fouillis représentant la situation où la cellule sous test est dans un fouillis de puissance faible.

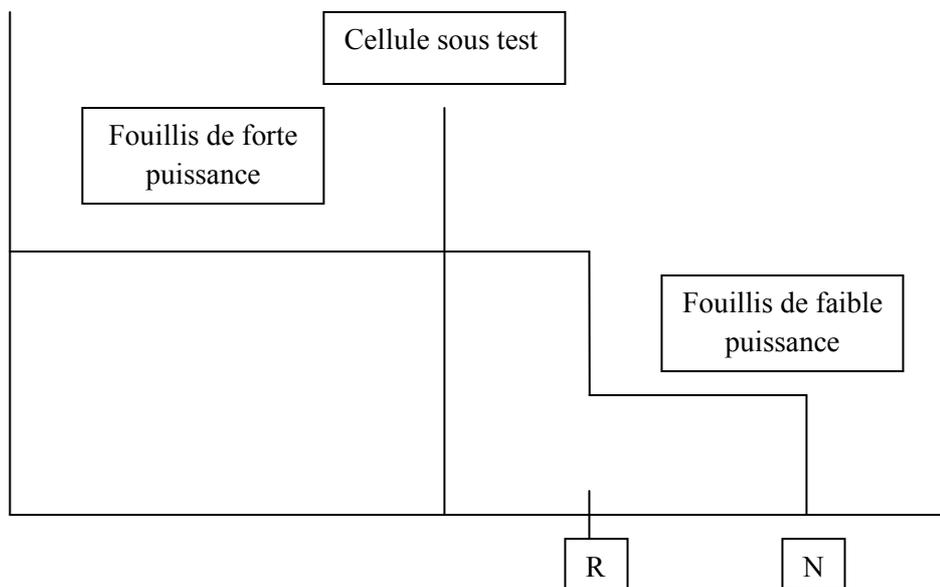


Figure 3.2 – Modèle du fouillis représentant la situation où la cellule sous test est dans un fouillis de puissance forte.

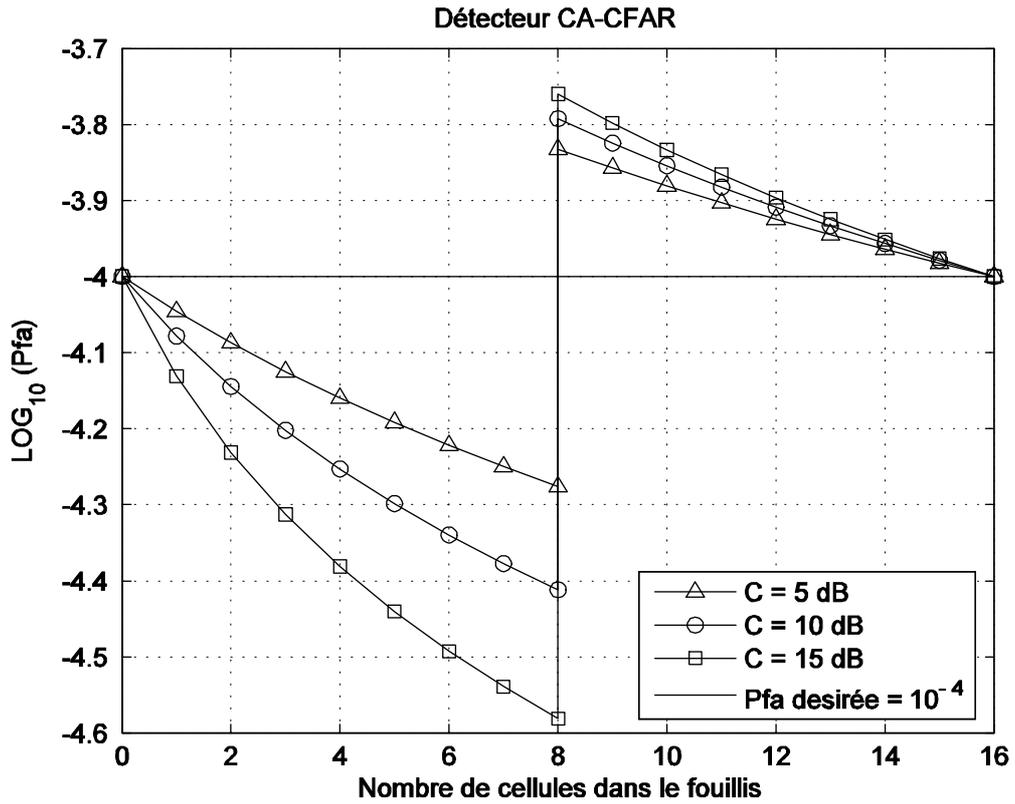


Figure 3.3 – Probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R et différent rapport des paramètres de dispersion C de loi Pearson, détecteur CA-CFAR, N=16.

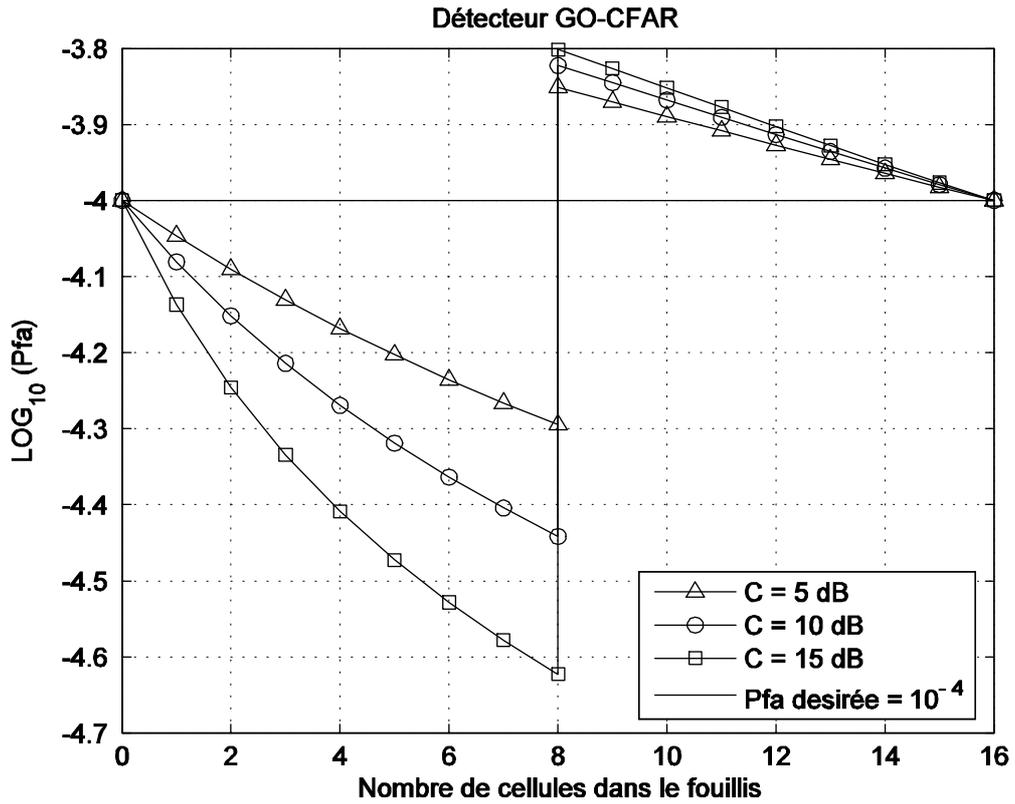


Figure 3.4 – Probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R et différent rapport des paramètres de dispersion C de loi Pearson, détecteur GO-CFAR, N=16.

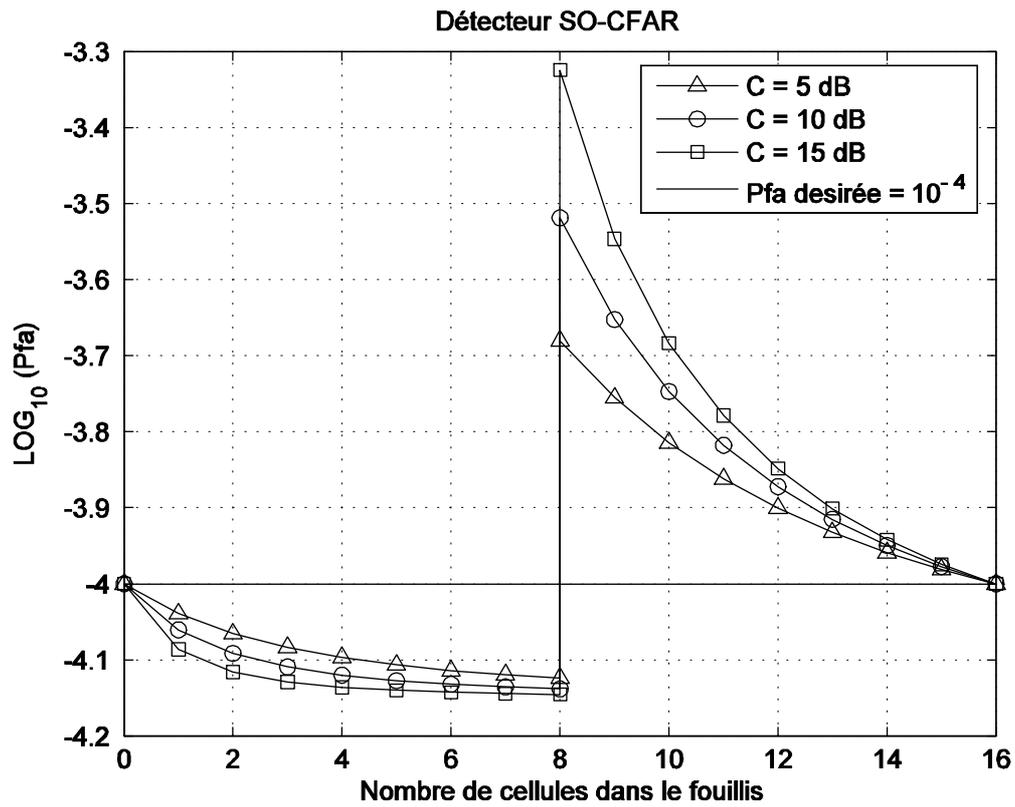


Figure 3.5 – Probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R et différent rapport des paramètres de dispersion C de loi Pearson, détecteur SO-CFAR, N=16.

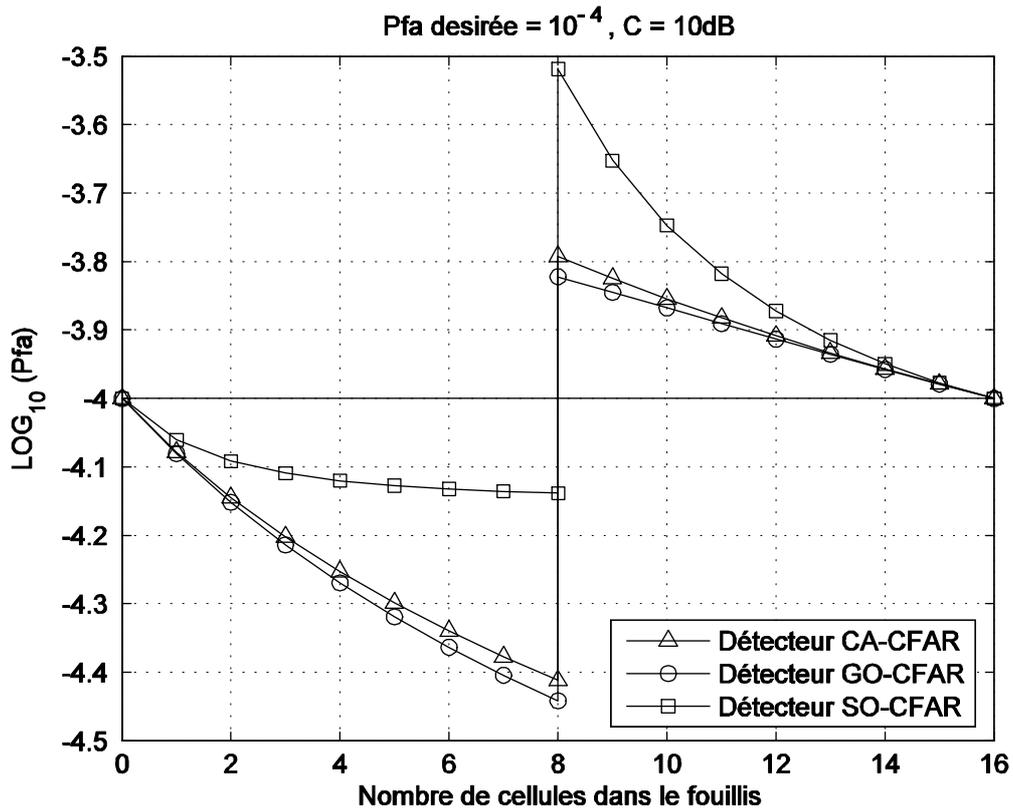


Figure 3.6 – Comparaison des performances des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR en terme de maintien de probabilité de fausse alarme en fonction de la position de la transition du fouillis R, pour N=16, Pfa désirée = 10^{-4} , C=10 dB.

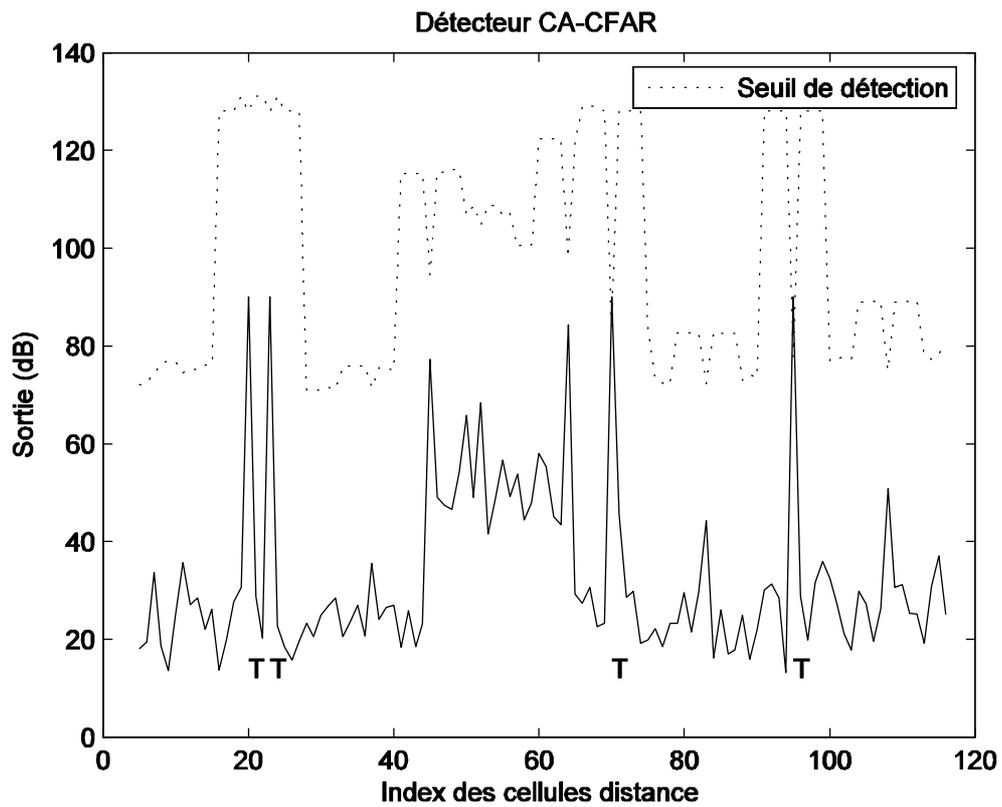


Figure 3.7 – Simulation graphique des performances du détecteur CA-CFAR dans un fouillis de distribution Pearson, $N=8$, $P_{fa}=10^{-3}$.

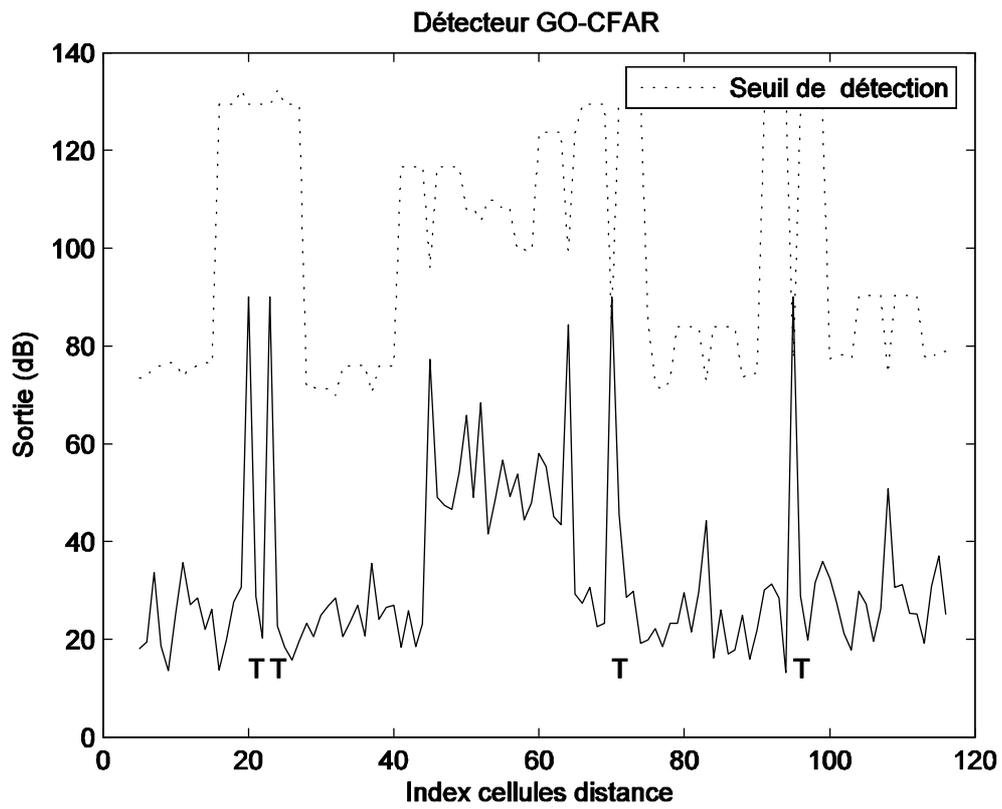


Figure 3.8 – Simulation graphique des performances du détecteur GO-CFAR dans un fouillis de distribution Pearson, $N=8$, $P_{fa}=10^{-3}$.

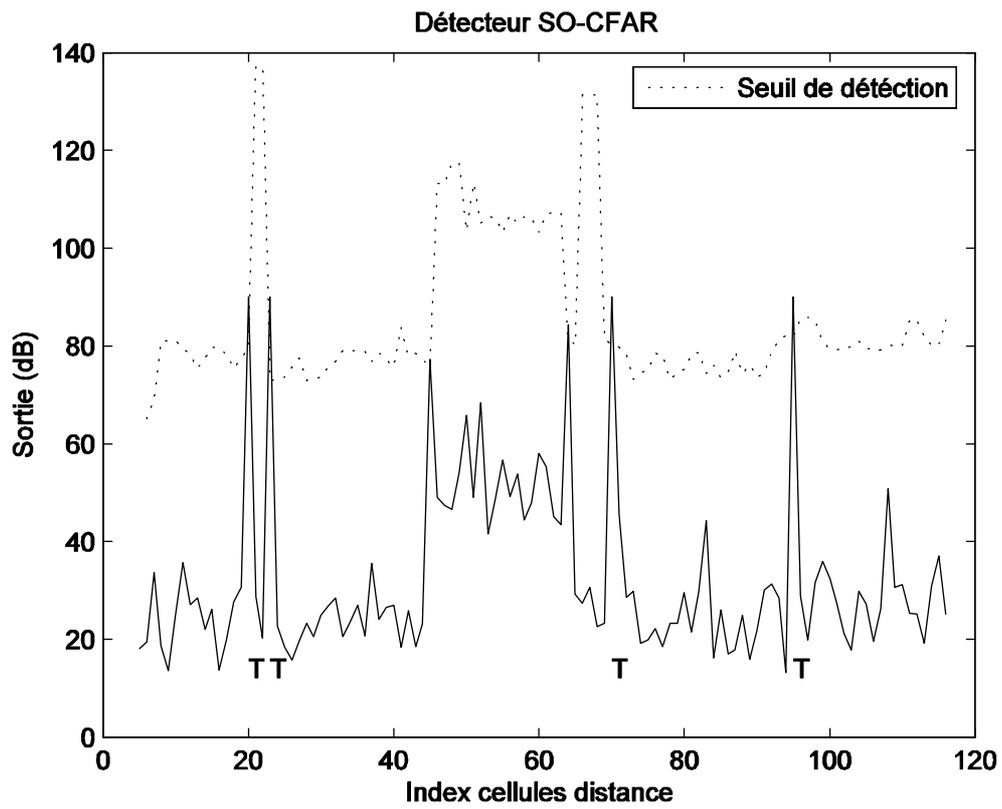


Figure 3.9 – Simulation graphique des performances du détecteur SO-CFAR dans un fouillis de distribution Pearson, $N=8$, $P_{fa}=10^{-3}$.

Chapitre 4

ANALYSE DES DÉTECTEURS CA-CFAR ET OS-CFAR AVEC INTÉGRATION NON COHERENTE DANS UN FOUILLIS DE DISTRIBUTION PEARSON

4.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous analysons les performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration non cohérente de M impulsions dans un fouillis homogène modélisé selon une distribution Pearson. La cible dans la cellule sous test est supposée suivre le modèle Swerling I. Des expressions de la P_{fa} et de P_d sont obtenues. Nous montrons que l'utilisation de l'intégration non cohérente de M impulsions améliore la probabilité de détection des détecteurs CFAR considérés.

4.2 FORMULATION DU PROBLÈME

Un détecteur CFAR avec intégration non cohérente de M impulsions est représenté dans la Figure 4.1. Chaque retour des M impulsions émises est échantillonné puis dirigé sur un registre à décalage formé de $N+1$ cellules. Les M observations ainsi obtenues forment une matrice dont les éléments sont notés par q_{ij} .

Comme dans [30], la ligne représente les observations d'une des M impulsions, alors que les colonnes à gauche et à droite de la cellule sous test représentent les N échantillons de la fenêtre de référence. L'intégration non cohérente des M impulsions consiste à ajouter les échantillons d'une colonne. La variable aléatoire qui décrit la somme de la j^{eme} colonne de la fenêtre de référence est notée par Z_j , la variable aléatoire qui décrit la somme de la colonne sous test est notée par Q_0 . Les $M \times N$ cellules de la fenêtre de référence qui entourent la cellule sous test sont supposées être statistiquement indépendantes et distribuées selon une loi Pearson,

$$p_{Q_{ij}}(q_{ij}) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_{ij}^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2q_{ij}}} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, M \\ j = 1, \dots, N \end{array} \quad (4.1)$$

Où γ le paramètre de dispersion de la distribution Pearson. La densité de probabilité de Z_j formée par la somme de M variables aléatoires est donnée par

$$p_{Z_j}(z_j) = \frac{\gamma M}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z_j^{3/2}} e^{-\frac{M^2 \gamma^2}{2z_j}} \quad j = 1, \dots, N \quad (4.2)$$

La fonction de répartition est donnée par

$$P_{Z_j}(z_j) = 2 \left(1 - \Phi\left(\frac{\gamma M}{\sqrt{z_j}}\right) \right) \quad j = 1, \dots, N \quad (4.3)$$

4.3 ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR

4.3.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme

Pour ce détecteur, l'estimation de la puissance du fouillis dans la cellule sous test Q_0 est la moyenne de tous les échantillons du fouillis de la fenêtre de référence d'où

$$Z = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M q_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Z_j \quad (4.4)$$

La densité de probabilité Z est la somme de N variables aléatoires de distribution Pearson avec comme paramètre de dispersion γM , d'où

$$p_Z(z) = \frac{\gamma M \sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{NM^2 \gamma^2}{2z}} \quad (4.5)$$

La densité de la probabilité de la cellule sous test Q_0 s'écrit sous l'hypothèse H_0

$$p_{Q_0}(q_0) = \frac{\gamma M}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_0^{3/2}} e^{-\frac{M^2 \gamma^2}{2q_0}} \quad (4.6)$$

La Pfa est obtenue en remplaçant (4.5) et (4.6) dans (2.3), d'où

$$Pfa^{CA} = M \sqrt{\frac{2N}{\pi}} \int_0^\infty (2\Phi(\frac{\gamma M}{\sqrt{T}z}) - 1) \frac{\gamma M \sqrt{N}}{z^{3/2}} e^{-\frac{NM^2 \gamma^2}{2z}} dz \quad (4.7)$$

en mettant $y = M\gamma/\sqrt{z}$ et utilisant le fait que $\Phi(y) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}Erf[\frac{y}{\sqrt{2}}]$, nous obtenons pour la Pfa l'expression

$$Pfa^{CA} = \sqrt{\frac{2N}{\pi}} \int_0^\infty Erf[\frac{y}{\sqrt{2T}}] e^{-\frac{Ny^2}{2}} dy \quad (4.8)$$

qui s'écrit finalement d'après [7],

$$Pfa^{CA} = \frac{2}{\pi} \arctg(\frac{1}{\sqrt{NT}}) \quad (4.9)$$

L'équation (4.9) montre que la probabilité de fausse alarme ne dépend pas du paramètre de dispersion de la distribution Pearson γ mais du nombre d'impulsions de l'intégration non cohérente M .

4.3.2 Détermination de la probabilité de détection

Pour déterminer la probabilité de détection du détecteur CA-CFAR, nous supposons que la cible fluctue selon le modèle Swerling I avec σ^2 comme pa-

ramètre, La sortie du détecteur quadratique suit une loi exponentielle donnée par

$$p_{Q_{i0}}(q_{i0}) = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{q_{i0}}{2\sigma^2}} \quad i = 1, \dots, M \quad (4.10)$$

La densité de probabilité de la cellule sous test du détecteur CA-CFAR avec intégration non cohérente de M impulsions est une loi gamma donnée par [6]

$$p_{Q_0}(q_0) = \frac{q_0^{M-1}}{(M-1)!2\sigma^{2M}} e^{-\frac{q_0}{2\sigma^2}} \quad (4.11)$$

en remplaçant (4.5) et (4.11) dans (2.4), nous obtenons

$$Pd^{CA} = \int_0^{+\infty} \left\{ \int_{Tz}^{+\infty} \frac{q_0^{M-1}}{(M-1)!2\sigma^{2M}} e^{-\frac{q_0}{2\sigma^2}} dq_0 \right\} \frac{\gamma M \sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{NM^2 \gamma^2}{2z}} dz \quad (4.12)$$

L'intégrale entre crochet peut être exprimée comme une somme finie donnée par

$$\int_{Tz}^{+\infty} \frac{q_0^{M-1}}{(M-1)!2\sigma^{2M}} e^{-\frac{q_0}{2\sigma^2}} dq_0 = \sum_{j=0}^{M-1} \frac{1}{j!} \left(\frac{Tz}{2\sigma^2}\right)^j e^{-\frac{Tz}{2\sigma^2}} \quad (4.13)$$

En remplaçant (4.13) dans (4.12) et en mettant $y = M\gamma/\sqrt{z}$, on obtient finalement

$$Pd^{CA} = \sqrt{\frac{2N}{\pi}} \int_0^{+\infty} \sum_{j=0}^{M-1} \frac{1}{j!} \left(\frac{T\gamma^2 M^2}{2y^2 \sigma^2} \right)^j e^{-\left(\frac{T\gamma^2 M^2}{2y^2 \sigma^2} + \frac{Ny^2}{2} \right)} dy \quad (4.14)$$

Pour obtenir Pd pour une Pfa donnée, nous résolvons (4.8) en premier pour obtenir le facteur multiplicatif T, puis nous substituons cette valeur dans (4.14) et nous effectuons une intégration numériquement de l'expression.

4.4 ANALYSE DU DÉTECTEUR OS-CFAR

4.4.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme

Pour le détecteur OS-CFAR le contenu des N cellules de la fenêtre de référence après l'intégrateur, sont triées dans un ordre croissant,

$$Z_{(1)} \leq Z_{(2)} \leq \dots \leq Z_{(k)} \leq \dots \leq Z_{(N)} \quad (4.15)$$

Le seuil de détection est obtenu en sélectionnant le contenu de la k^{eme} cellule comme un estimateur de la puissance de fouillis dans la cellule sous test

$$Z = Z_{(k)} \quad (4.16)$$

La densité de probabilité est donnée par [18]

$$p_Z^{OS}(z) = k \binom{N}{k} [P_{Z_k}(z)]^{k-1} [1 - P_{Z_k}(z)]^{N-k} p_{z_k}(z) \quad (4.17)$$

Où N est le nombre de cellules de la fenêtre de référence, k est le rang de la k^{eme} cellule, $p_{Z_i}(z)$ et $P_{Z_i}(z)$ sont la densité de probabilité et la fonction de répartition des cellules de la fenêtre de référence respectivement. En remplaçant (4.2), (4.3) dans (4.17), on obtient pour la densité de probabilité du k^{eme} élément de Z_1, Z_2, \dots, Z_N l'expression suivante

$$P_Z(z) = k \binom{N}{k} [2\Phi(\frac{\gamma M}{\sqrt{z}}) - 1]^{N-k} 2^{k-1} [1 - \Phi(\frac{\gamma M}{\sqrt{z}})]^{k-1} \frac{\gamma M}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2 M^2}{2z}} \quad (4.18)$$

En remplaçant (4.11) et (4.18) dans (2.3), la Pfa est donnée par

$$Pfa^{OS} = \int_0^\infty \{2\Phi(\frac{\gamma M}{\sqrt{Tz}}) - 1\} k \binom{N}{k} [2\Phi(\frac{\gamma M}{\sqrt{z}}) - 1]^{N-k} 2^{k-1} [1 - \Phi(\frac{\gamma M}{\sqrt{z}})]^{k-1} \frac{\gamma M}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2 M^2}{2z}} dz \quad (4.19)$$

Faisant le même changement de variable comme précédemment $y = \gamma M/\sqrt{z}$, la Pfa s'écrit alors comme

$$Pfa^{OS} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} [2\Phi(\frac{y}{\sqrt{2T}}) - 1] [2\Phi(\frac{y}{\sqrt{2}}) - 1]^{N-k} 2^{k-1} [1 - \Phi(\frac{y}{\sqrt{2}})]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (4.20)$$

En utilisant le fait que $Erfc(y) = 1 - Erf(y)$ la Pfa s'exprime comme

$$Pfa^{OS} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right] Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (4.21)$$

La même remarque que précédemment peut être faite concernant la Pfa du détecteur OS-CFAR avec intégration non cohérente dans un fouillis de distribution Pearson.

4.4.2 Détermination de la probabilité de détection

Supposant que la cellule sous test contient une cible qui fluctue selon le modèle Swerling I. En remplaçant (4.13) et (4.18) dans (2.4), l'expression de Pd est donnée par

$$Pd^{OS} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} \left\{ \sum_{j=0}^{M-1} \frac{1}{j!} \left(\frac{T\gamma^2 M^2}{2y^2 \sigma^2} \right)^j e^{-\frac{T\gamma^2 M^2}{2y^2 \sigma^2}} \right\} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (4.22)$$

4.5 RÉSULTATS

La Figure 4.2 représente le facteur multiplicatif T des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR en fonction de la taille de la fenêtre de référence pour une Pfa= 10^{-4} . Nous constatons une décroissance de T en fonction de la taille

de la fenêtre de référence pour compenser l'augmentation de l'estimation de la puissance du fouillis.

Les Figures 4.3 et 4.4 présentent la P_d en fonction de GSNR pour un nombre d'impulsions $M=1, 10$ pour les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR, Nous observons que P_d subit une nette amélioration pour une intégration non cohérent de 10 impulsions pour les deux détecteurs considérés. La Figure 4.5 présente une comparaison des performances de détection du CA-CFAR et OS-CFAR avec une intégration non cohérente. On constate que le détecteur OS-CFAR a la meilleure performance de détection devant le détecteur CA-CFAR pour un GSNR supérieur à 65 dB.

4.6 CONCLUSION

Nous avons analysé les performances de deux détecteurs CFAR avec intégration non cohérente à savoir le détecteur CA-CFAR et le détecteur OS-CFAR dans fouillis homogène modélisé par une distribution Pearson. Nous avons obtenu des expressions de P_{fa} et P_d pour chaque détecteur. Nos résultats montrent une augmentation des performances de détection pour cette technique de détection dans un fouillis impulsif de distribution Pearson.

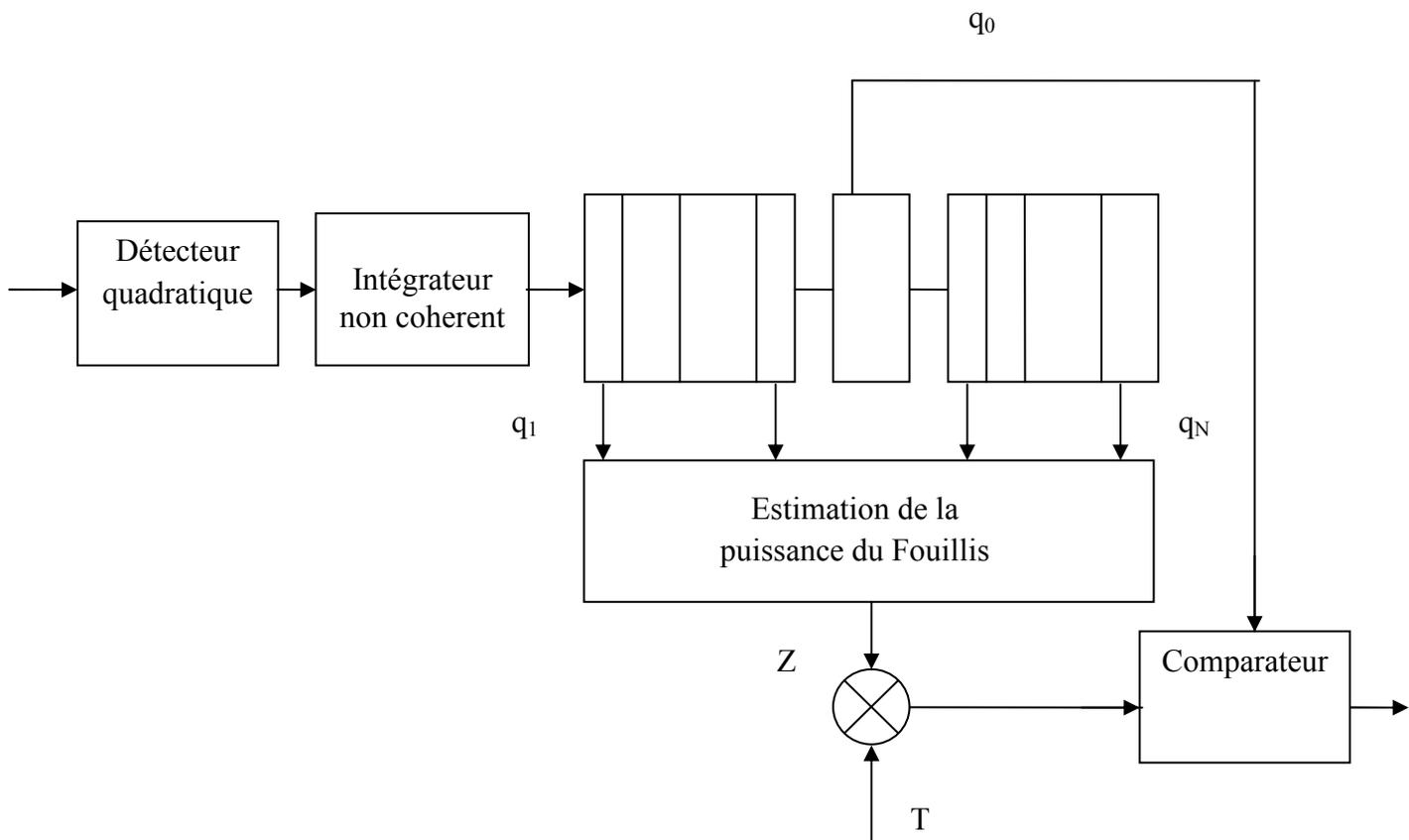


Figure 4.1 – Schéma bloc du détecteur CFAR avec intégration non cohérente.

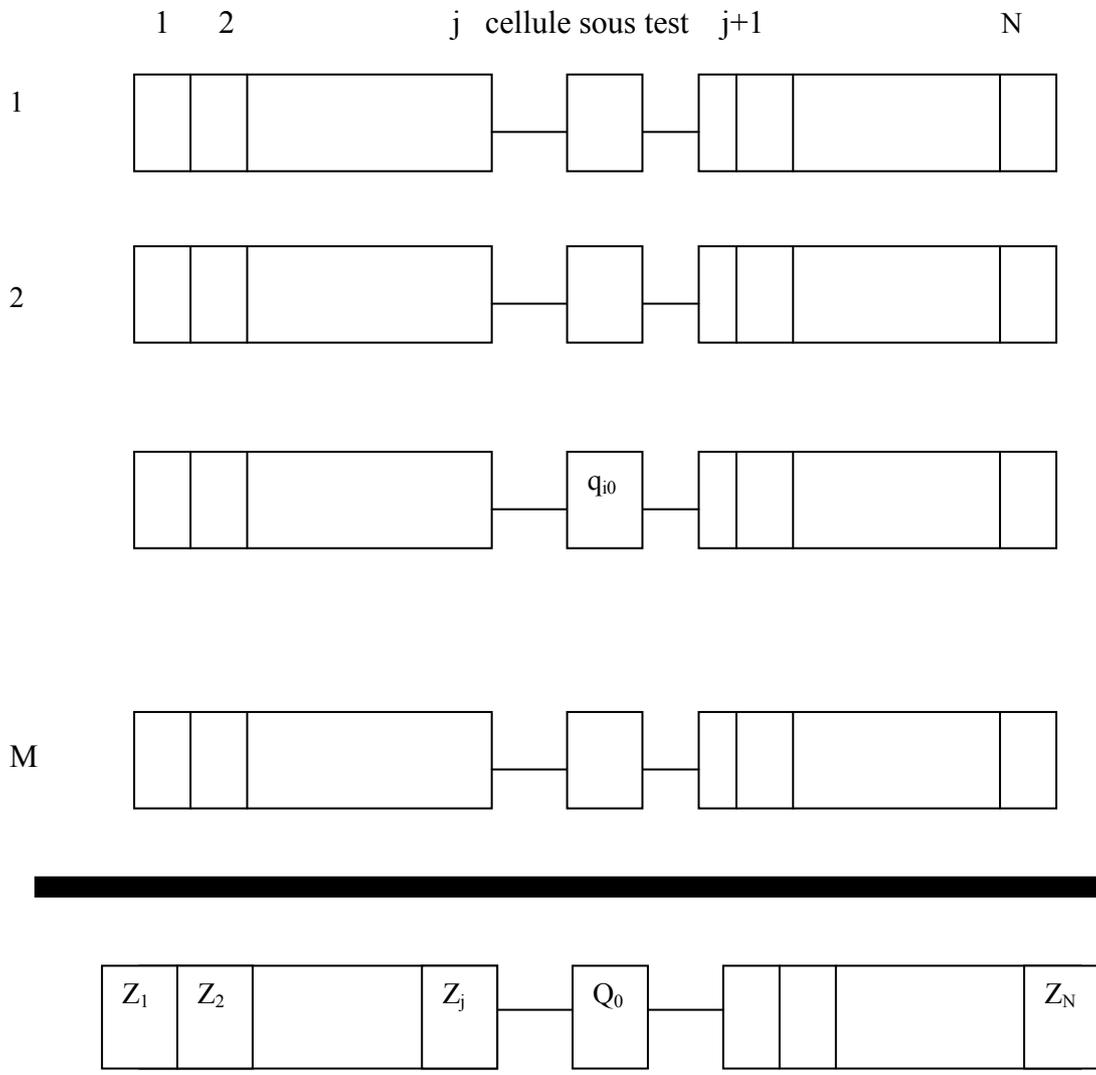


Figure 4.2 – Schéma bloc du procédé d'intégration non cohérente.

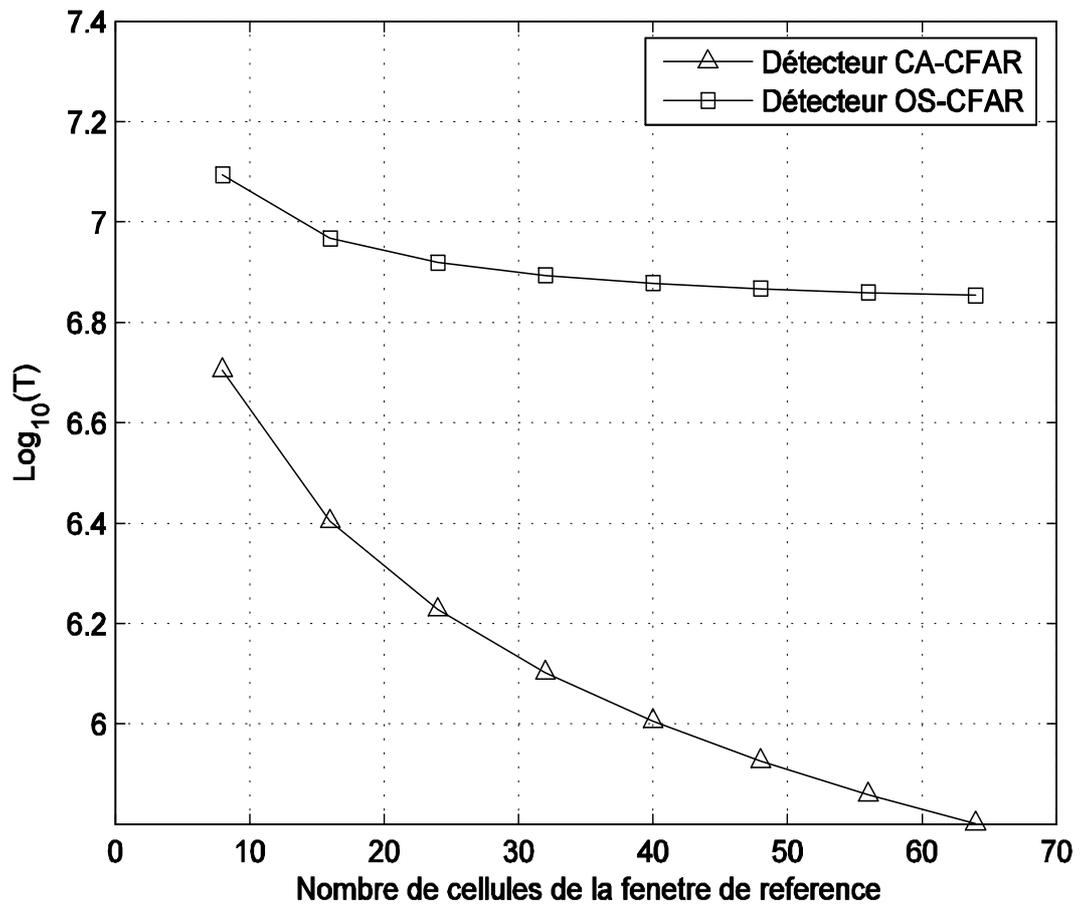


Figure 4.3 – Facteur multiplicateur T en fonction du nombre de cellule de la référence N pour les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration non cohérente, $k=3N/4$, $P_{fa}=10^{-4}$.

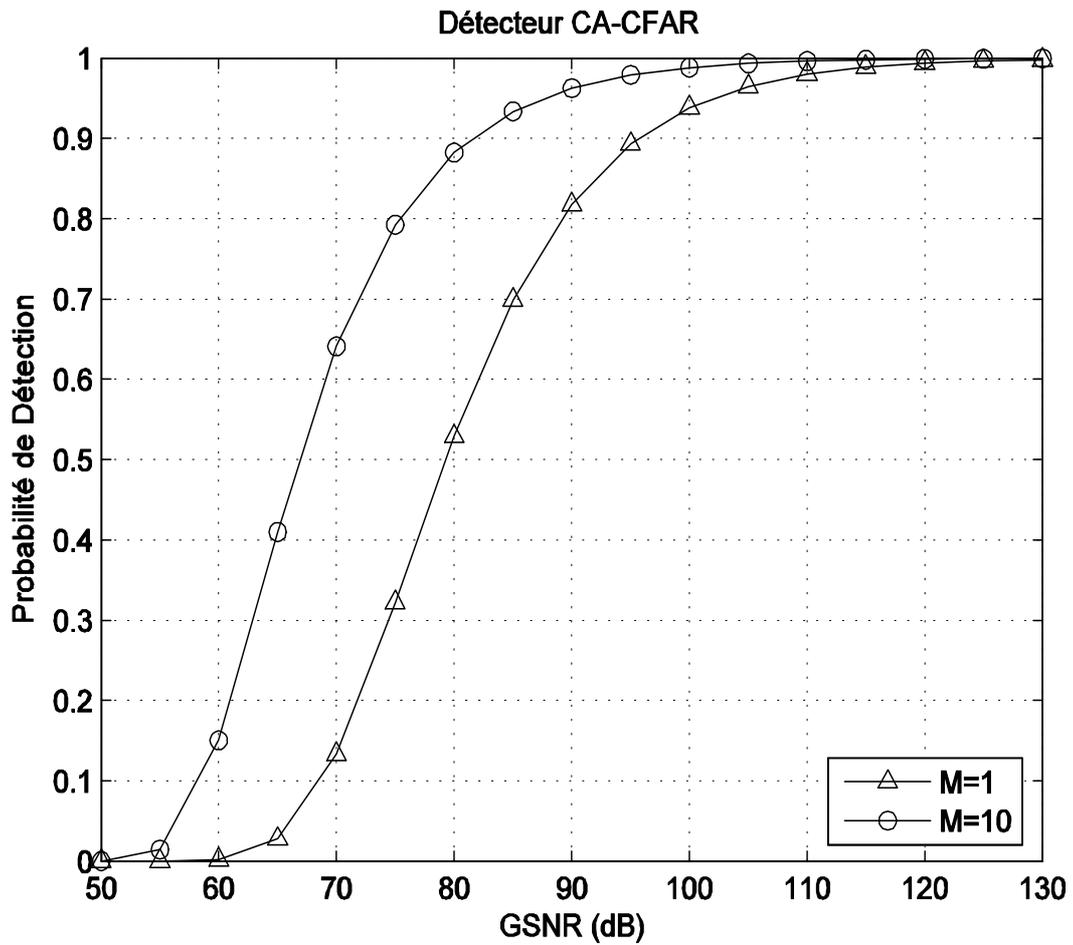


Figure 4.4 – Probabilité de détection en fonction rapport du signal à bruit généralisé (GSNR), pour le détecteur CA-CFAR avec intégration non cohérente, $N=32$, $P_{fa}=10^{-4}$.

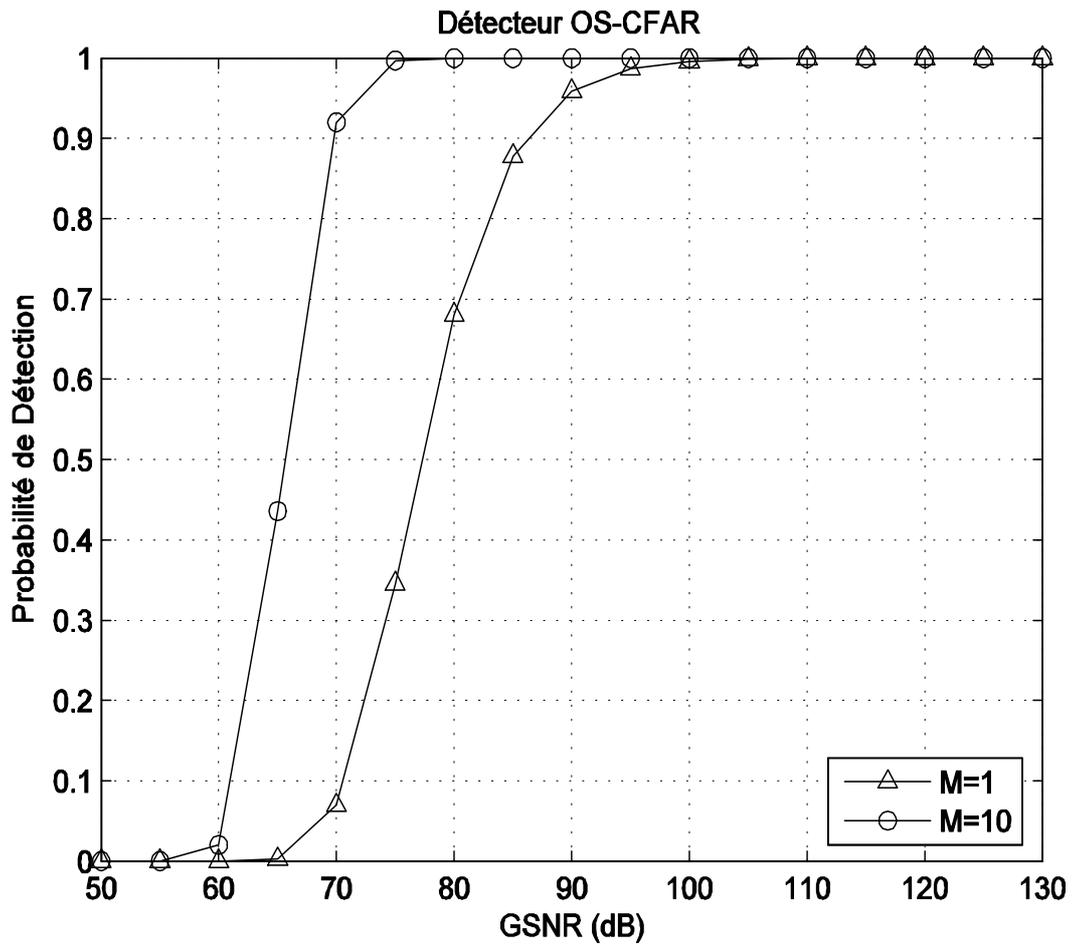


Figure 4.5 – Probabilité de détection en fonction rapport du signal à bruit généralisé (GSNR), pour le détecteur OS-CFAR avec intégration non cohérente, $N=32$, $k=24$, $P_{fa}=10^{-4}$.

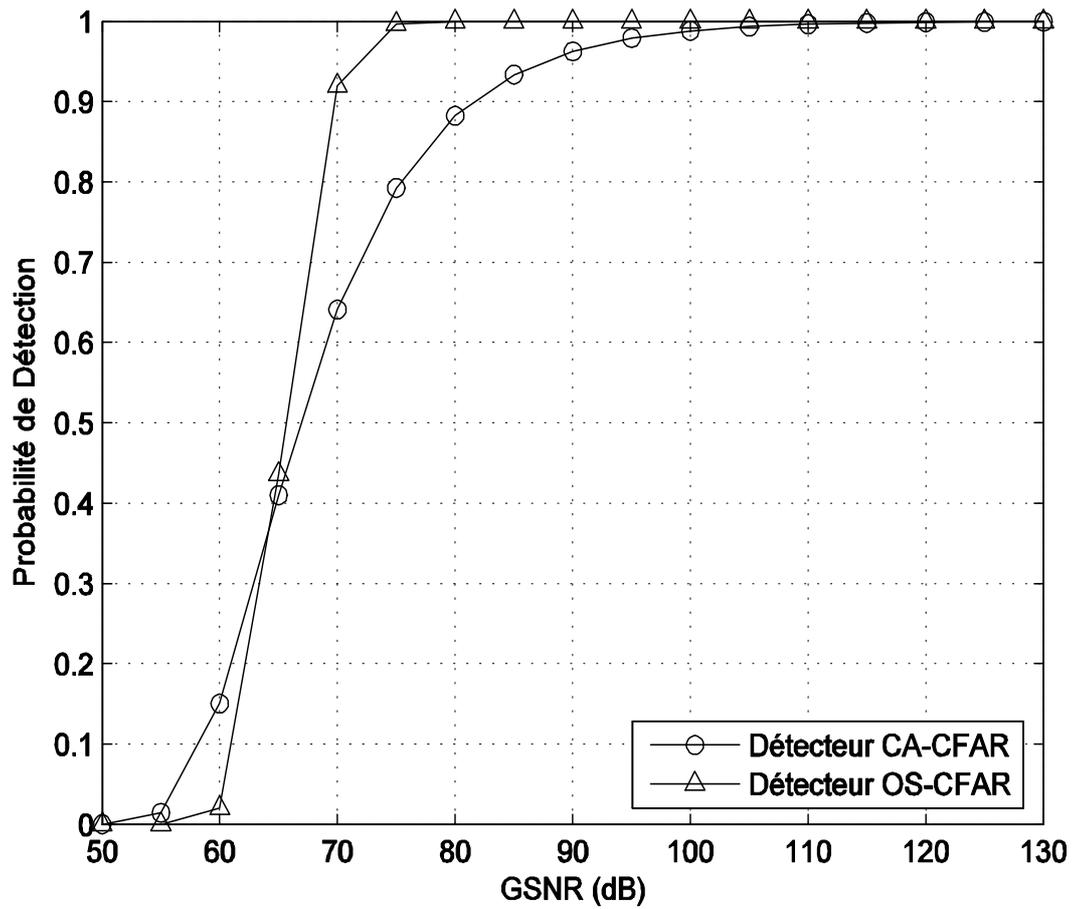


Figure 4.6 – Comparaison des performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration non cohérente, $M=10$, $N=32$, $k=24$, $P_{fa}=10^{-4}$.

Chapitre 5

PERFORMANCE DES DÉTECTEURS CFAR AVEC INTÉGRATION BINAIRE DANS UN FOUILLIS DE DISTRIBUTION PEARSON

5.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous nous proposons d'analyser les performances de quelques détecteurs CFAR à intégration binaire en présence d'un fouillis ayant pour modèle une loi Pearson. Les détecteurs CFAR considérés sont le CA-CFAR et l'OS-CFAR. En premier, nous montrerons que l'usage de l'intégration binaire améliore les probabilités de détection des deux détecteurs considérés. Deuxièmement, nous obtenons les valeurs optimales pour le choix du seuil de décision M parmi L .

5.2 FORMULATION DU PROBLÈME

Nous supposons que L impulsions sont émises et que la cible est modélisée selon Swerling I. Le détecteur CFAR à intégration binaire emploie la technique à deux seuils de détection. Dans un premier temps une décision préliminaire est prise concernant chaque écho réfléchi par la cible, et une seconde décision sur l'ensemble des L décisions préliminaires. Nous supposons que les $L \times (N+1)$ observations sont statistiquement indépendantes et identiquement distribuées et ayant une densité de probabilité donnée par

$$p_{Q_{ij}}(q_{ij}) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_{ij}^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2q_{ij}}} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, L \\ j = 1, \dots, N \end{array} \quad (5.1)$$

Pour le i^{eme} canal, les données disponibles dans la fenêtre de la référence permettent d'obtenir la statistique Z_i représentant la puissance du fouillis. Le seuil de détection est obtenu en multipliant la valeur de Z_i par un facteur multiplicatif T permettant de maintenir P_{fa} totale à une valeur désirée. La cellule sous test Q_{i0} est comparée au seuil adaptatif pour prendre une décision D_i d'où

$$\begin{array}{c} H_1 \\ Q_{i0} > TZ_i \\ H_0 < \end{array} \quad i = 1, \dots, L \quad (5.2)$$

La décision préliminaire D_i $i = 1, \dots, L$ est faite concernant la présence (hy-

pothèse H_1) ou l'absence (hypothèse H_0) d'une cible dans la cellule sous test du i^{eme} canal.

Dans la deuxième étape, l'ensemble des décisions préliminaires $D_1, D_2, D_3, \dots, D_L$ sont ajoutées et comparées à un deuxième seuil M . La Pfa globale est donnée par

$$Pfa = \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} (Qfa)^j (1 - Qfa)^{L-j} \quad (5.3)$$

La Pd globale de la cible est donnée par

$$Pd = \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} (Qd)^j (1 - Qd)^{L-j} \quad (5.4)$$

Où Qfa et Qd sont la probabilité de fausse alarme et la probabilité de détection pour une seule impulsion (canal).

5.3 ANALYSE DU DÉTECTEUR CA-CFAR

Le schéma bloc du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire est représenté dans la Figure (5.1). La puissance du fouillis est estimée en additionnant le contenu des N cellules entourant la cellule sous test. Nous avons alors pour le i^{eme} canal

$$Z_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N q_{ij} \quad (5.5)$$

La variable aléatoire Z_i est la moyenne de N variables aléatoires de distribution Pearson avec comme paramètre de la dispersion γ . D'où, la densité de probabilité est donnée par

$$p_{Z_i}(z_i) = \frac{\gamma\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z_i^{3/2}} e^{-\frac{N\gamma^2}{2z_i}} \quad (5.6)$$

5.3.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme

La Pfa du détecteur CA-CFAR pour un canal est donnée par (2.13)

$$Qfa^{CA} = \frac{2}{\pi} \operatorname{arctg}\left(\frac{1}{\sqrt{NT}}\right) \quad (5.7)$$

La Pfa globale est obtenue en remplaçant (5.7) dans (5.3), d'où

$$Pfa^{CA} = \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} \left(\frac{2}{\pi} \operatorname{arctg}\left(\frac{1}{\sqrt{NT}}\right)\right)^j \left(1 - \frac{2}{\pi} \operatorname{arctg}\left(\frac{1}{\sqrt{NT}}\right)\right)^{L-j} \quad (5.8)$$

La Pfa du détecteur CFAR à intégration binaire donnée par (5.8) est indépendante du paramètre de dispersion de la loi Pearson car elle est fonction de la Pfa du détecteur CFAR qui elle-même ne dépend pas de ce paramètre, d'où le caractère CFAR de cette technique de détection.

5.3.2 Détermination de la probabilité de détection

Supposons que la cible dans la cellule sous test est modélisée selon le Swerling I. La probabilité de détection est donnée par (2.16)

$$Qd^{CA} = e^{-\frac{\gamma}{\sigma}\sqrt{NT}} \quad (5.9)$$

La Pd globale est donnée par

$$Pd^{CA} = \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} (e^{-\frac{\gamma}{\sigma}\sqrt{NT}})^j (1 - e^{-\frac{\gamma}{\sigma}\sqrt{NT}})^{L-j} \quad (5.10)$$

En utilisant le développement binomial, on obtient finalement pour la probabilité de détection globale l'expression suivante

$$Pd^{CA} = \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} \sum_{k=0}^{L-j-1} \binom{L-j-1}{k} (-1)^k e^{-\frac{\gamma}{\sigma}(k+j)\sqrt{NT}} \quad (5.11)$$

5.4 ANALYSE DU DÉTECTEUR OS-CFAR

Le schéma bloc du détecteur OS-CFAR avec intégration binaire est représentée dans la Figure 5.2. La puissance du fouillis est estimée en triant selon leurs amplitudes le contenu des N cellules entourant la cellule sous test, puis en choisissant le contenu de la k^{eme} cellule, nous avons alors pour le i^{eme} canal

$$Z_{i,(1)} \leq Z_{i,(2)} \leq \dots \leq Z_{i,(k)} \leq \dots \leq Z_{i,(N)} \quad (5.12)$$

Et

$$Z_i = Z_{i,(k)} \quad (5.13)$$

La densité de probabilité pour le i^{eme} canal est donnée alors par [36]

$$p_{Z_i}^{OS}(z_i) = k \binom{N}{k} (2\Phi(\frac{\gamma}{\sqrt{z_i}}) - 1)^{N-k} 2^{k-1} (1 - \Phi(\frac{\gamma}{\sqrt{z_i}}))^{k-1} \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{z_i^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2z_i}} \quad (5.14)$$

Où N est le nombre de cellules de la fenêtre de référence, k est le rang de la cellule retenue pour l'estimation.

5.4.1 Détermination de la probabilité de fausse alarme

La Pfa du détecteur OS-CFAR dans un fouillis homogène pour un seul canal est exprimée par [36]

$$Qfa^{OS} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} Erf[\frac{y}{\sqrt{2T}}] Erf[\frac{y}{\sqrt{2}}]^{N-k} Erfc[\frac{y}{\sqrt{2}}]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (5.15)$$

La Pfa globale est obtenue en remplaçant (5.15) dans (5.3) d'où

$$\begin{aligned}
Pfa^{OS} &= \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} \left(\sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right] \right. \\
&\quad \left. Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^j \left(1 - \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \right. \\
&\quad \left. \int_0^{+\infty} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2T}}\right] Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^{L-j} \quad (5.16)
\end{aligned}$$

5.4.2 Détermination de la probabilité de détection

La Pd du détecteur OS-CFAR dans un fouillis homogène pour un seul canal est donnée par [36]

$$Qd^{OS} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \quad (5.17)$$

La Pd globale est obtenue en remplaçant (5.17) dans (5.4), d'où

$$\begin{aligned}
Pd^{OS} &= \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} \left(\sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}} Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} \right. \\
&\quad \left. Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^j \left(1 - \sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}} \right. \\
&\quad \left. Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^{L-j} \quad (5.18)
\end{aligned}$$

En utilisant le développement binomial, on obtient

$$\begin{aligned}
 Pd^{OS} = & \sum_{j=M}^L \binom{L}{j} \sum_{h=0}^{L-j-1} \binom{L-j-1}{h} (-1)^h \left(\sqrt{\frac{2}{\pi}} k \binom{N}{k} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{T\gamma^2}{2y^2\sigma^2}} \right. \\
 & \left. Erf\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{N-k} Erfc\left[\frac{y}{\sqrt{2}}\right]^{k-1} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^{(h+j)} \quad (5.19)
 \end{aligned}$$

5.5 RÉSULTATS

Dans cette section, nous présentons les résultats de l'analyse théorique et comparons les performances du détecteur CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire dans un fouillis homogène de distribution Pearson.

Pour obtenir la Pd globale, nous procédons comme suit ; en premier, on détermine le facteur multiplicateur T en résolvant numériquement (5.8) pour le détecteur CA-CFAR avec intégration binaire ou (5.16) pour le détecteur OS-CFAR avec intégration binaire pour une Pfa globale désirée et un choix de M parmi L donné. La valeur obtenue du facteur multiplicatif T est utilisée pour évaluer la Pd à partir de (5.11) pour le CA-CFAR et (5.19) pour l'OS-CFAR respectivement.

Les Figures 5.3 et 5.4 présentent Pd globale en fonction du GSNR pour une Pfa globale de 10^{-4} , un nombre de cellules de la fenêtre de référence N=16, un train impulsions de L=8, et différent seuil de décision du second étage à savoir : 2 parmi 8, 6 parmi 8 et 8 parmi 8. Les résultats montrent que les deux détecteurs ont la meilleure performance en terme de probabilité

de détection pour un seuil de décision de 6 parmi 8 (choix optimal).

La Figure 5.5 compare les performances de détection du CA-CFAR et de l'OS-CFAR avec intégration binaire pour la règle de décision optimale obtenue lors de l'analyse précédente, à savoir 6 parmi 8. Nous observons que l'OS-CFAR avec intégration binaire présente de meilleure performance de détection que le CA-CFAR pour un fouillis de distribution Pearson.

5.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté une analyse théorique des performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire en présence d'un fouillis impulsif homogène modélisé par distribution une Pearson. Des expressions analytiques de P_{fa} et P_d pour le détecteur CA-CFAR et des expressions semi analytiques pour le détecteur OS-CFAR ont été obtenues. Nos résultats montrent que l'intégration binaire améliore la P_d des deux détecteurs considérés et l'amélioration est maximale pour un choix optimal du seuil de décision du second étage de l'ordre $3/4$ de L . D'autre part, les meilleures performances en termes de détection sont pour le détecteur OS-CFAR avec intégration binaire par rapport au détecteur CA-CFAR pour la décision optimum.

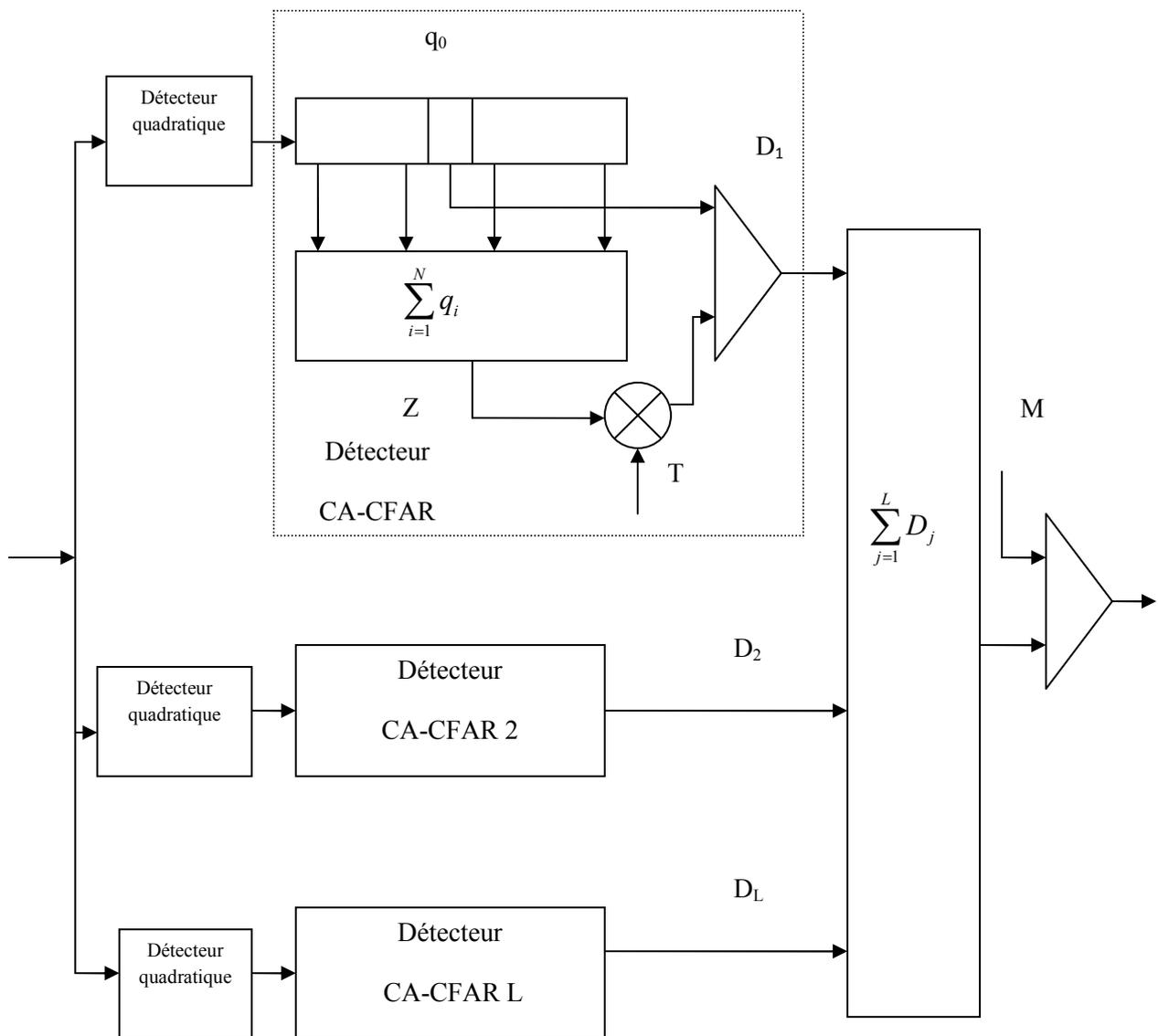


Figure 5.1 – Schéma bloc du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire.

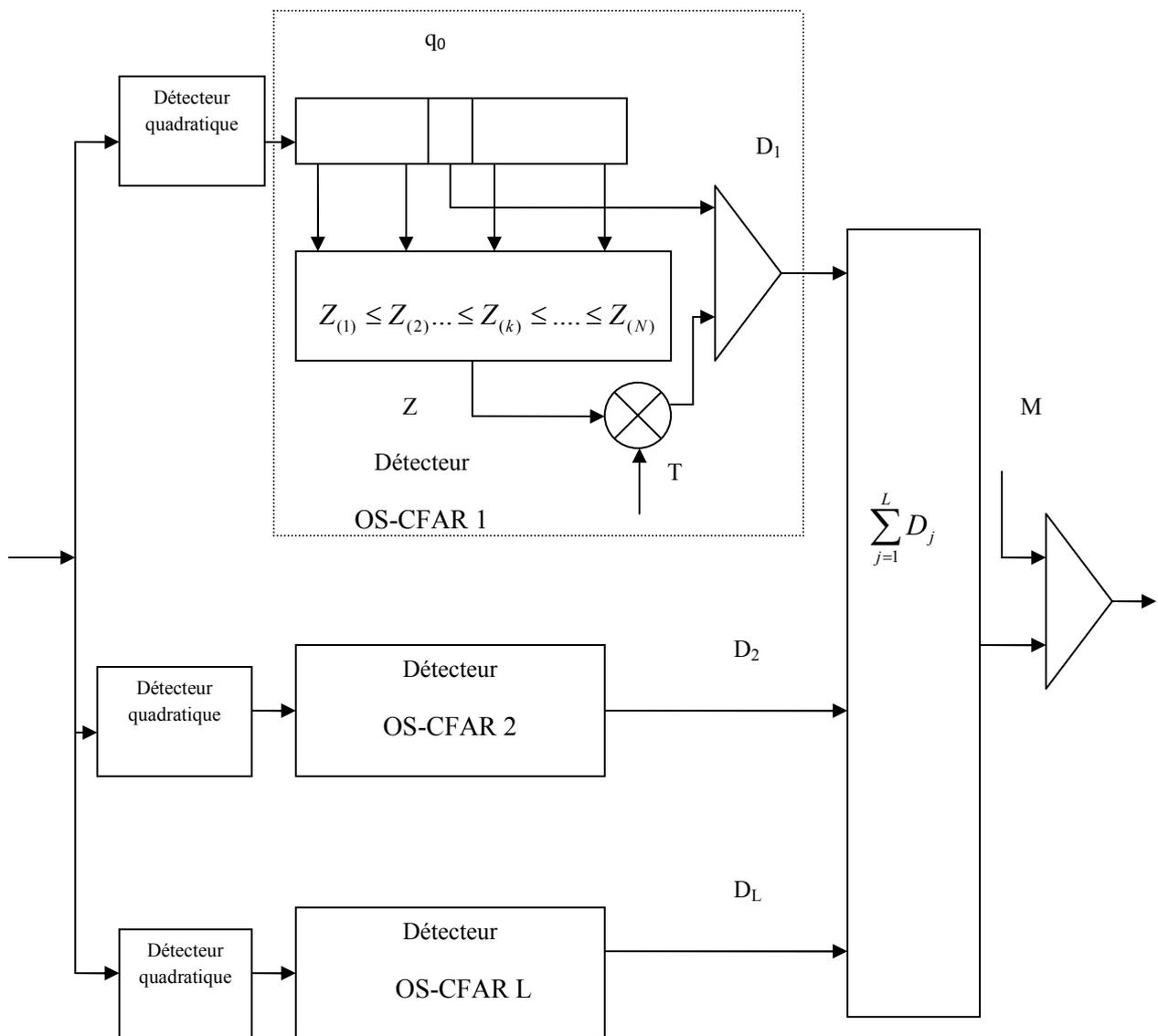


Figure 5.2 – Schéma bloc du détecteur OS-CFAR avec intégration binaire.

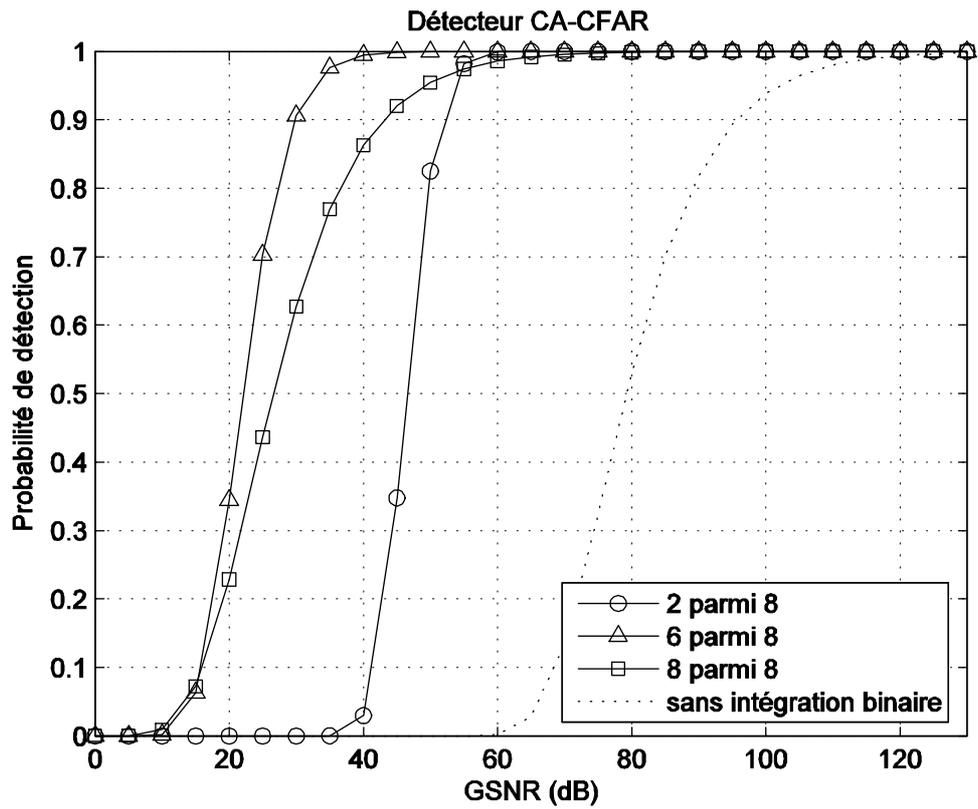


Figure 5.3 – Probabilité de détection du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire en fonction du GSNR et différent seuil de décision M , $N=16$, $L=8$, P_{fa} globale désirée $= 10^{-4}$.

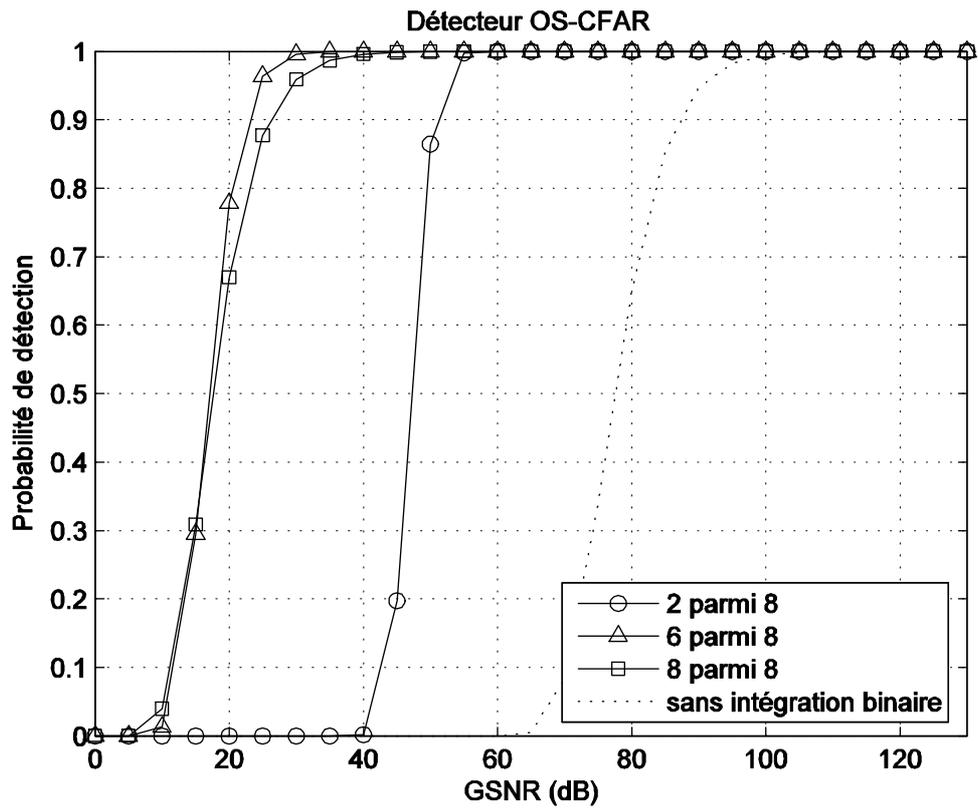


Figure 5.4 – Probabilité de détection du détecteur OS-CFAR avec intégration binaire en fonction du GSNR et différent seuil de décision M , $N=16$, $k=3N/4$, $L=8$, P_{fa} globale désirée= 10^{-4} .

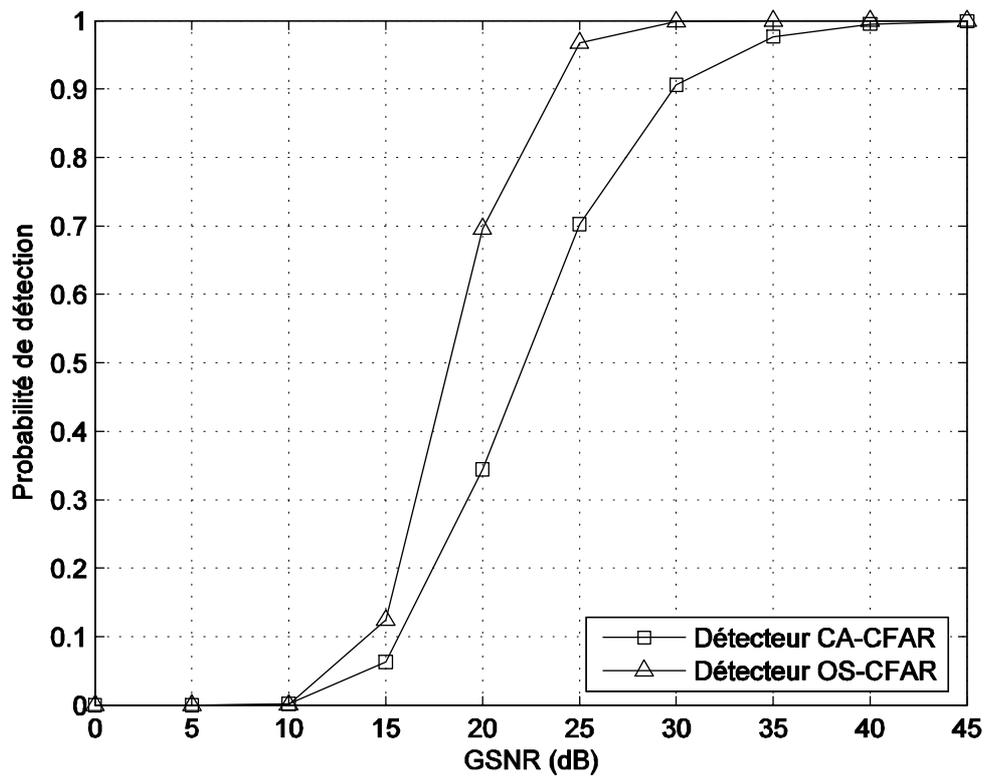


Figure 5.5 – Comparaison des performances de détection des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire pour le seuil de décision optimal.

Chapitre 6

DÉTECTION CFAR FLOUE ET FUSION DE DONNÉES DANS UN FOUILLIS DE DISTRIBUTION PEARSON

6.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous analysons les détecteurs CFAR flous en présence un fouillis homogène dont les statistiques d'amplitude sont modélisées par une distribution de Pearson, nous calculons les fonctions d'appartenance pour chaque détecteur CFAR flou. Puis, nous présentons l'analyse de la détection distribuée qui emploie comme détecteurs locaux ces détecteurs CFAR flous. Les règles de fusion floues considérées sont le "Maximum", le "Minimum", le "Produit algébrique" et la "Somme algébrique". Les performances de ces détecteurs flous sont obtenues par simulation de Monte Carlo.

6.2 CALCUL DES FONCTIONS D'APPARTENANCE DES DÉTECTEURS CFAR FLOUS

Dans les détecteurs CFAR flous, figure (5.1), le seuil de détection fixe est remplacé par un seuil de détection continu permettant de traduire la décision binaire (présence de cible ou absence de cible) en une valeur indiquant le degré d'appartenance aux classes correspondantes 'présence de cible' ou 'absence de cible'. Pour évaluer le degré d'appartenance à une classe pour un détecteur CFAR flou, il est nécessaire de déterminer la fonction d'appartenance $\mu(z)$ définie par [48]

$$\mu(z) = \text{Pr ob}(R > z | H_0), \quad z > 0 \quad (6.1)$$

$$= \int_z^{+\infty} p_R(r) dr \quad (6.2)$$

Où

$$r = \frac{q_0}{W} \quad (6.3)$$

q_0 et W sont les variables aléatoires représentant le contenu de la cellule sous test et la sortie de l'estimateur du fouillis respectivement, la cible est déclarée présente si

$$\mu(z) < T \quad (6.4)$$

Afin de déterminer la fonction d'appartenance $\mu(z)$ des détecteurs CFAR flous considérés, nous calculons en premier la densité de probabilité de la variable aléatoire Z définie en (6.3) pour chaque détecteur en absence de la cible définie par [6]

$$p_R(r) = \int_0^{+\infty} p_{Q_0}(r.w) p_W(w) |w| dw \quad (6.5)$$

6.2.1 Fonction d'appartenance du détecteur CA-CFAR flou

La fonction d'appartenance du détecteur CA-CFAR flou, est donnée par

$$\mu(z) = \text{Pr ob}(R > \frac{q_0}{\sum_{i=1}^N q_i} |H_0), \quad z > 0 \quad (6.6)$$

L'estimation de la puissance du fouillis est donnée en faisant la moyenne du contenu des cellules de la fenêtre de référence. Ainsi, la densité de probabilité de W est donnée par (2.7)

$$p_W(w) = \frac{\gamma\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{w^{3/2}} e^{-\frac{N\gamma^2}{2w}}, \quad w > 0 \quad (6.7)$$

Où γ est le paramètre de dispersion de la distribution de Pearson. la densité

de probabilité de la cellule sous test est donnée par

$$p_{Q_0}(q_0) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{q_0^{3/2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2q_0}} \quad , q_0 > 0 \quad (6.8)$$

En remplaçant (6.7) et (6.8) dans (6.5), nous obtenons

$$p_R(r) = \frac{\gamma^2 \sqrt{N}}{2\pi r^{3/2}} \int_0^{+\infty} \frac{1}{w^2} e^{-\frac{\gamma^2}{2w}(N+\frac{1}{r})} dw \quad (6.9)$$

Posons $x = \frac{\gamma^2}{2w}(N + \frac{1}{r})$, nous obtenons

$$p_R(r) = \frac{\sqrt{N}}{\pi (1 + rN) \sqrt{r}} \int_0^{+\infty} e^{-x} dx \quad (6.10)$$

Or $\int_0^{+\infty} e^{-x} dx = 1$, par conséquent la densité de probabilité de la statistique R est donnée par

$$p_R(r) = \frac{\sqrt{N}}{\pi (1 + rN) \sqrt{r}} \quad (6.11)$$

En remplaçant (6.11) dans (6.2), on a

$$\mu(z) = \frac{1}{\pi} \int_z^{+\infty} \frac{\sqrt{N}}{(1 + rN) \sqrt{r}} dr \quad (6.12)$$

Posons $t = \sqrt{Nr}$, nous obtenons

$$\mu(z) = \frac{2}{\pi} \int_{\sqrt{Nz}}^{+\infty} \frac{1}{(1+t^2)} dt \quad (6.13)$$

en évaluant l'intégrale, on obtient

$$\mu(z) = \frac{2}{\pi} \left(\frac{\pi}{2} - \text{Arctg}(\sqrt{Nz}) \right) \quad (6.14)$$

En utilisant le fait que $\text{Arctg}(\frac{1}{x}) + \text{Arctg}(x) = \frac{\pi}{2}$, par conséquent la fonction d'appartenance est

$$\mu(z) = \frac{2}{\pi} \text{Arctg}\left(\frac{1}{\sqrt{Nz}}\right) \quad (6.15)$$

6.2.2 Fonction d'appartenance du détecteur GO-CFAR flou

La fonction d'appartenance du détecteur GO-CFAR flou, est donnée par

$$\mu(z) = \text{Pr ob}(R > \frac{q_0}{\text{Max}(U, V)} | H_0), \quad z > 0 \quad (6.16)$$

L'estimation de la puissance du fouillis est donnée en faisant la moyenne du contenu des cellules des deux sous-fenêtres U, V et en choisissant le maximum des deux, La densité de probabilité de W est donnée par (2.25)

$$p_W(w) = \sqrt{\frac{2M}{\pi}} \frac{\gamma}{w^{3/2}} \operatorname{Erfc}\left[\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{2w}}\right] e^{-\frac{M\gamma^2}{2w}} \quad (6.17)$$

Où γ est le paramètre de dispersion de la distribution de Pearson. Remplaçant (6.17) et (6.8) dans (6.5), nous obtenons

$$p_R(r) = \frac{\gamma^2\sqrt{M}}{\pi r^{3/2}} \int_0^{+\infty} \frac{1}{w^2} e^{-\frac{\gamma^2}{2w}(M+\frac{1}{r})} \operatorname{Erfc}\left[\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{2w}}\right] dw \quad (6.18)$$

Posons $x = \frac{\gamma^2}{2w}(M + \frac{1}{r})$, nous obtenons

$$p_R(r) = \frac{2\sqrt{M}}{\pi(1+rM)\sqrt{r}} \int_0^{+\infty} e^{-x} \operatorname{Erfc}\left[\sqrt{\frac{Mrx}{1+rM}}\right] dx \quad (6.19)$$

L'évaluation de l'intégrale, donne la densité de probabilité de la statistique R

$$p_R(r) = \frac{2\sqrt{M}}{\pi(1+rM)\sqrt{r}} \left(1 - \frac{\sqrt{Mr}}{\sqrt{1+2Mr}}\right) \quad (6.20)$$

En remplaçant (6.20) dans (6.2), nous obtenons

$$\mu(z) = \frac{1}{\pi} \int_z^{+\infty} \frac{2\sqrt{M}}{\pi(1+rM)\sqrt{r}} \left(1 - \frac{\sqrt{Mr}}{\sqrt{1+2Mr}}\right) dr \quad (6.21)$$

Posons $t = \sqrt{Mr}$ et $h = \sqrt{1+2Mr}$, nous obtenons après une quelques

manipulations mathématiques

$$\mu(z) = \frac{4}{\pi} \left[\int_{\sqrt{Nz}}^{+\infty} \frac{1}{(1+t^2)} dt - \int_{\sqrt{1+2Mz}}^{+\infty} \frac{1}{(1+h^2)} dh \right] \quad (6.22)$$

Après évaluant de ces intégrales, la fonction d'appartenance est alors donnée par

$$\mu(z) = \frac{4}{\pi} [Arctg(\sqrt{1+2Mz}) - Arctg(\sqrt{Mz})] \quad (6.23)$$

6.2.3 Fonction d'appartenance du détecteur SO-CFAR flou

La fonction d'appartenance du détecteur SO-CFAR flou, est donnée par

$$\mu(z) = \Pr ob(R > \frac{q_0}{Min(U, V)} | H_0), \quad z > 0 \quad (6.24)$$

L'estimation de la puissance du fouillis est donnée en faisant la moyenne du contenu des cellules des deux sous-fenêtres U , V et en choisissant le minimum des deux, la densité de probabilité de W est donnée par (2.34), en remplaçant (2.34) et (6.8) dans (6.5) on obtient

$$p_R(r) = \frac{\gamma^2 \sqrt{M}}{\pi r^{3/2}} \int_0^{+\infty} \frac{1}{w^2} e^{-\frac{\gamma^2}{2w}(M+\frac{1}{r})} Erf\left[\frac{\gamma\sqrt{M}}{\sqrt{2w}}\right] dw \quad (6.25)$$

Posons $x = \frac{\gamma^2}{2w}(M + \frac{1}{r})$, nous obtenons

$$p_R(r) = \frac{2\sqrt{M}}{\pi(1+rM)\sqrt{r}} \int_0^{+\infty} e^{-x} \text{Efr}\left[\sqrt{\frac{Mrx}{1+zM}}\right] dx \quad (6.26)$$

L'évaluant l'intégrale donne la fonction de densité de probabilité de la statistique R comme

$$p_R(r) = \frac{2M}{\pi(1+rM)\sqrt{1+2Mr}} \quad (6.27)$$

En remplaçant (6.27) dans (6.2), nous obtenons

$$\mu(z) = \frac{2}{\pi} \int_z^{+\infty} \frac{M}{(1+rM)\sqrt{1+2Mr}} dr \quad (6.28)$$

Posons $t = \sqrt{1+2Mz}$, nous obtenons

$$\mu(z) = \frac{4}{\pi} \int_{\sqrt{1+2Mz}}^{+\infty} \frac{1}{(1+t^2)} dt = \frac{4}{\pi} \left(\frac{\pi}{2} - \text{Arctg}(\sqrt{1+2Mz}) \right) \quad (6.29)$$

D'où, la fonction d'appartenance pour ce détecteur est

$$\mu(z) = \frac{4}{\pi} \text{Arctg}\left(\frac{1}{\sqrt{1+2Mz}}\right) \quad (6.30)$$

On remarque, qu'il suffit de remplacer dans (6.15), (6.23) et (6.30) la variable

z par T pour obtenir la probabilité de fausse alarme des détecteurs CFAR analysés dans le chapitre 2.

6.3 FUSION FLOUE DES DONNÉES

L'une des techniques récente permettant l'amélioration des performances des détecteurs CFAR est la fusion de données issues de plusieurs détecteurs. Dans le cas détecteurs classiques, à savoir des décisions binaires (0 ou 1), les règles de fusions utilisées sont le AND, OR ou MAJORITE. Par contre, dans le cas de détecteurs à logique floue, les décisions de sortie s'étalent sur l'intervalle $[0,1]$ ce qui permet d'utiliser une panoplie de règles de fusion floues. Pour notre analyse on se limite aux règles : Maximum, Minimum, Somme algébrique et Produit algébrique, Figure 6.2. Nous calculons pour chaque règle le seuil de détection au niveau du centre de fusion de données.

6.3.1 La règle Maximum

Pour simplifier notre étude on considère seulement la fusion de données de deux détecteurs CFAR à logique floue D1 et D2 dans un fouillis de distribution Pearson. Soient μ_{FC} et T_{FC} la fonction d'appartenance et le seuil de détection respectivement au niveau centre de fusion de données. Nous avons alors,

$$\mu_{FC} = \max(\mu_{D1}, \mu_{D2}) \quad (6.31)$$

La densité de probabilité de μ_{FC} est donnée par [6]

$$f_{\mu_{FC}}(y) = F_{\mu_{D1}}(y)f_{\mu_{D2}}(y) + F_{\mu_{D2}}(y)f_{\mu_{D1}}(y) \quad (6.32)$$

Puisque μ_{D1} et μ_{D2} sont uniformément distribués sur l'intervalle $[0,1]$, on a

$$f_{\mu_{FC}}(y) = 2y \quad 0 \leq y \leq 1 \quad (6.33)$$

La probabilité de fausse alarme est alors obtenue comme suit [48]

$$Pfa = \int_0^{T_{FC}} 2y dy = T_{FC}^2 \quad (6.34)$$

D'où

$$T_{FC} = \sqrt{Pfa} \quad (6.35)$$

6.3.2 La règle Minimum

Pour cette règle, nous avons

$$\mu_{FC} = \min(\mu_{D1}, \mu_{D2}) \quad (6.36)$$

La densité de probabilité de μ_{FC} est donnée par [6]

$$f_{\mu_{FC}}(y) = (1 - F_{\mu_{D1}}(y))f_{\mu_{D2}}(y) + (1 - F_{\mu_{D2}}(y))f_{\mu_{D1}}(y) \quad (6.37)$$

Puisque μ_{D1} et μ_{D2} sont uniformément distribués sur l'intervalle $[0,1]$, on a

$$f_{\mu_{FC}}(y) = 2(1 - y) \quad 0 \leq y \leq 1 \quad (6.38)$$

La probabilité de fausse alarme est alors obtenue comme suit [48]

$$Pfa = \int_0^{T_{FC}} 2(1 - y)dy = 1 - (1 - T_{FC})^2 \quad (6.39)$$

D'où

$$T_{FC} = 1 - \sqrt{1 - Pfa} \quad (6.40)$$

6.3.3 La règle Produit algébrique

Pour cette règle, nous avons

$$\mu_{FC} = \mu_{D1} \cdot \mu_{D2} \quad (6.41)$$

La densité de probabilité de μ_{FC} est donnée par [6]

$$f_{\mu_{FC}}(y) = -Ln(y) \quad 0 \leq y \leq 1 \quad (6.42)$$

La probabilité de fausse alarme est alors obtenue comme suit [48]

$$Pfa = \int_0^{T_{FC}} -Ln(y)dy = T_{FC}(1 - Ln(T_{FC})) \quad (6.43)$$

Le seuil de détection est obtenu par la résolution numérique de (6.43) pour une probabilité de fausse alarme désirée.

6.3.4 La règle Somme algébrique

Pour cette règle, nous avons

$$\begin{aligned} \mu_{FC} &= \mu_{D1} + \mu_{D2} - \mu_{D1} \cdot \mu_{D2} \\ &= 1 - (1 - \mu_{D1})(1 - \mu_{D2}) \end{aligned} \quad (6.44)$$

La densité de probabilité de μ_{FC} est donnée par [6]

$$f_{\mu_{FC}}(y) = -Ln(1 - y) \quad 0 \leq y \leq 1 \quad (6.45)$$

La probabilité de fausse alarme est alors obtenue comme suit [48]

$$Pfa = \int_0^{T_{FC}} -Ln(1 - y)dy = T_{FC} + (1 - T_{FC}) \cdot Ln(1 - T_{FC}) \quad (6.46)$$

Comme pour la règle produit algébrique, Le seuil de détection est obtenu par la résolution numérique de (6.46) pour une probabilité de fausse alarme désirée.

6.4 RÉSULTATS DES SIMULATIONS

Nous considérons un système de détection distribué se composant de deux détecteurs Figure 6.2 et employant comme règle de fusion, le "Maximum", le "Minimum", le "Produit algébrique" et la "Somme algébrique". Pour évaluer les performances de ces détecteurs CFAR distribués avec fusion floue des données dans un fouillis de distribution Pearson, nous avons mené des simulations de Monte Carlo.

Les Figures 6.3-6.5, présentent une comparaison des performances de détection du détecteur CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR distribué employant les règles de fusion floues des données en présence d'un fouillis homogène de distribution Pearson. Nous observons que l'utilisation des règles de fusion floues améliore la probabilité de détection en comparaison à un seuil détecteur. En outre, cette comparaison démontre que la meilleure performance est donnée par la règle de fusion "Produit algébrique" pour un GSNR > 40 dB et par la règle de fusion "Somme algébrique" pour un GSNR < 40 dB pour les trois détecteurs flous considérés.

6.5 CONCLUSIONS

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons obtenu la fonction d'appartenance des détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR flous en présence d'un fouillis impulsif modélisé par une distribution Pearson. dans la seconde partie, nous avons analysé les performances de ces détecteurs dans un système distribué utilisant comme règle de fusion : le "Maximum", le "Minimum", le "Produit algébrique" et la "Somme algébrique". Les résultats de simulation indiquent que la règle de fusion correspondant au "Produit algébrique" pour un fouillis homogène de distribution Pearson donne de meilleurs résultats pour GSNR supérieur à 40 dB et que la règle "Somme algébrique" présente de meilleurs performances pour un GSNR inférieur à 40 dB.

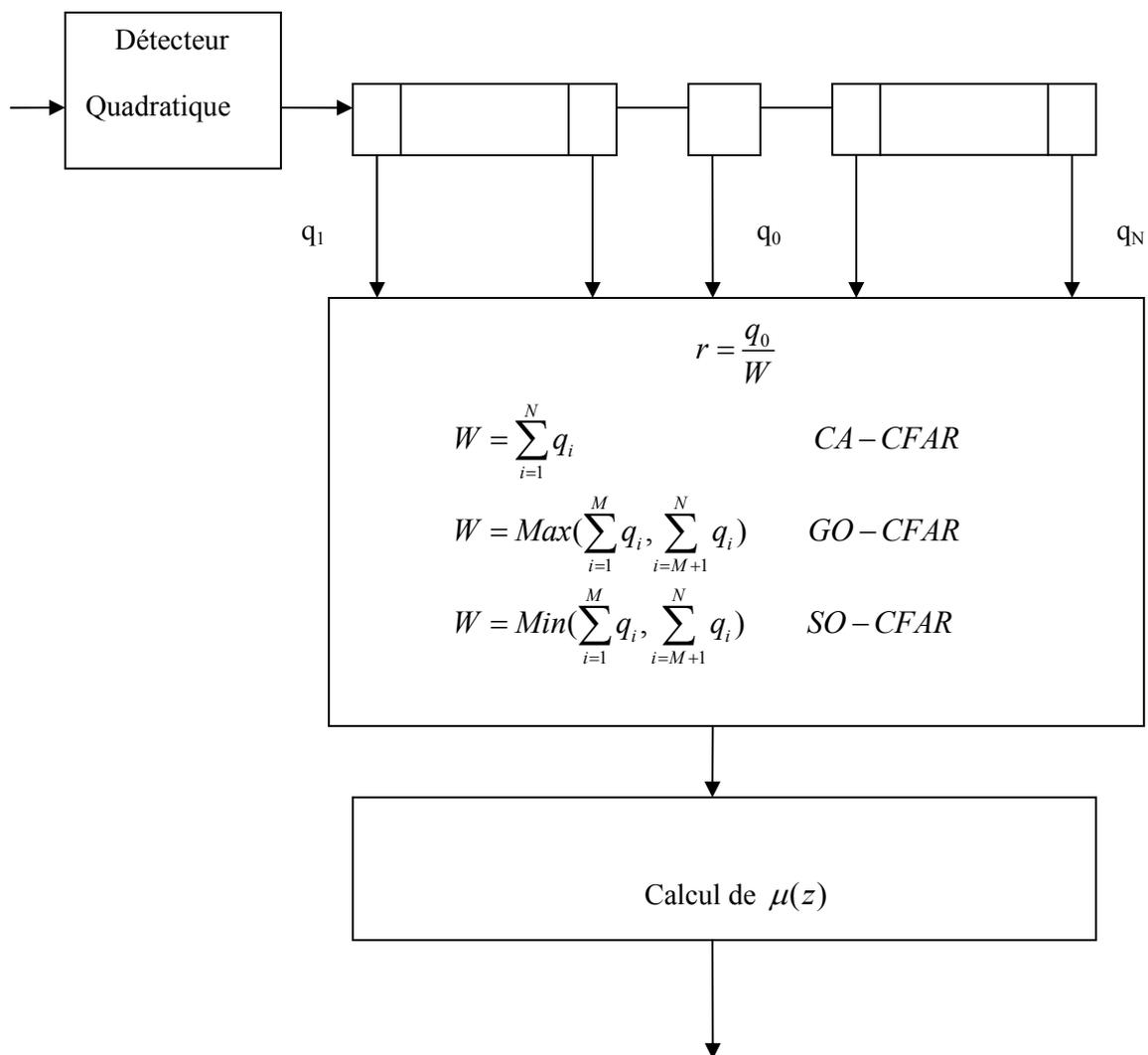


Figure 6.1 – Schéma bloc de la structure des détecteurs CFAR flous

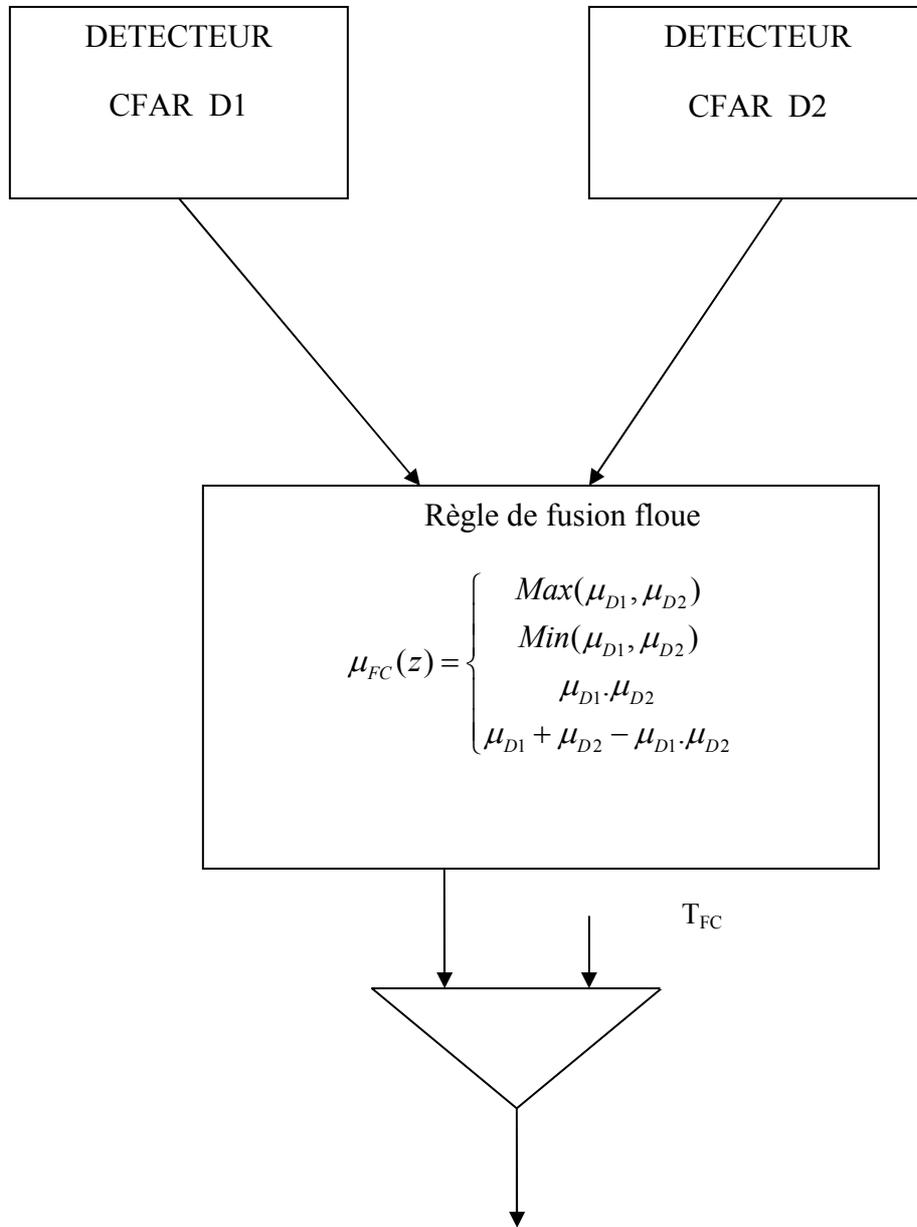


Figure 6.2 – Schéma bloc de la structure des détecteurs CFAR distribué avec fusion floue des données

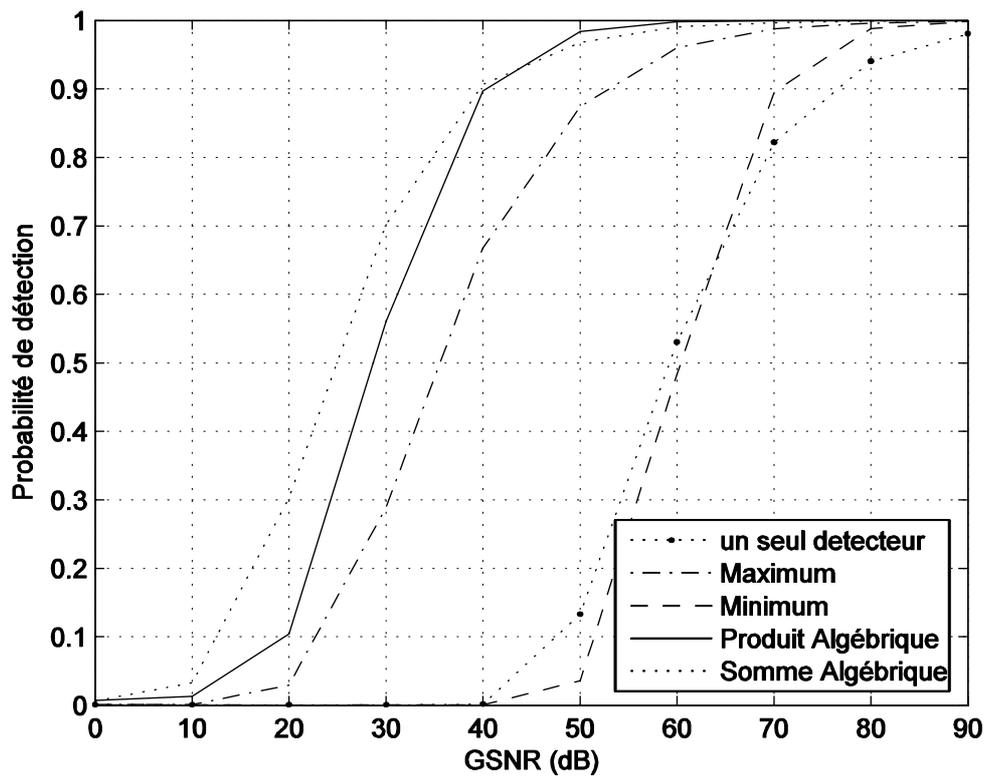


Figure 6.3 – Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA-CFAR avec différentes règles de fusion floue des données, $P_{fa} = 10^{-2}$, $N = 16$

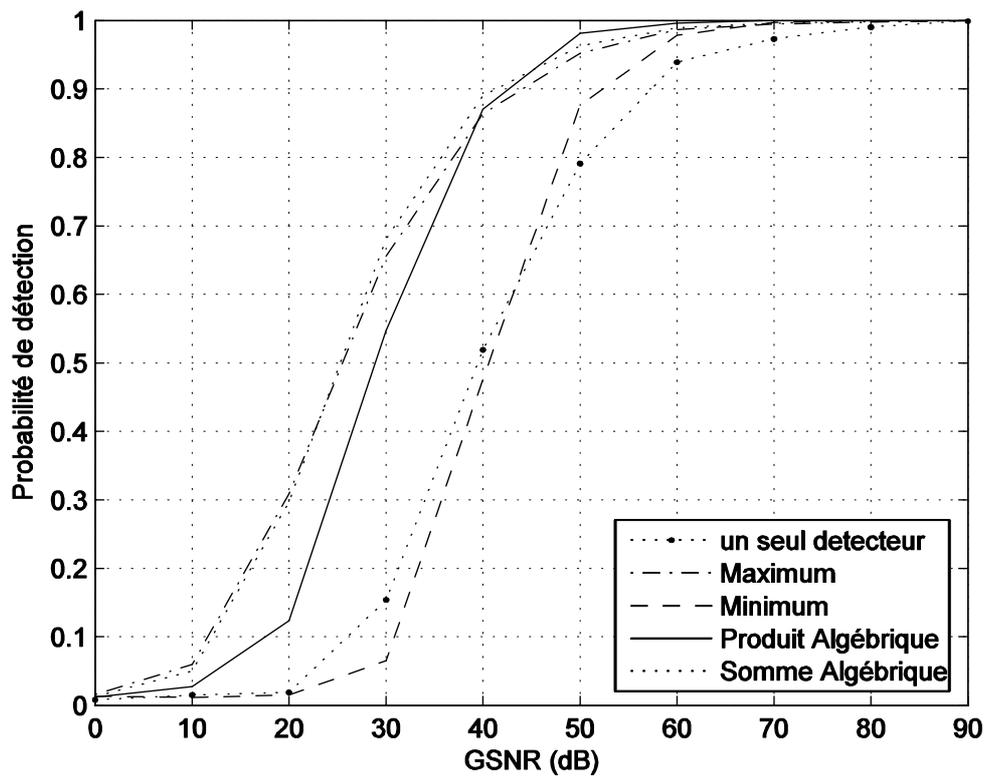


Figure 6.4 – Comparaison des probabilités de détection du détecteur GO-CFAR avec différentes règles de fusion floue des données, $P_{fa} = 10^{-2}$, $N = 16$

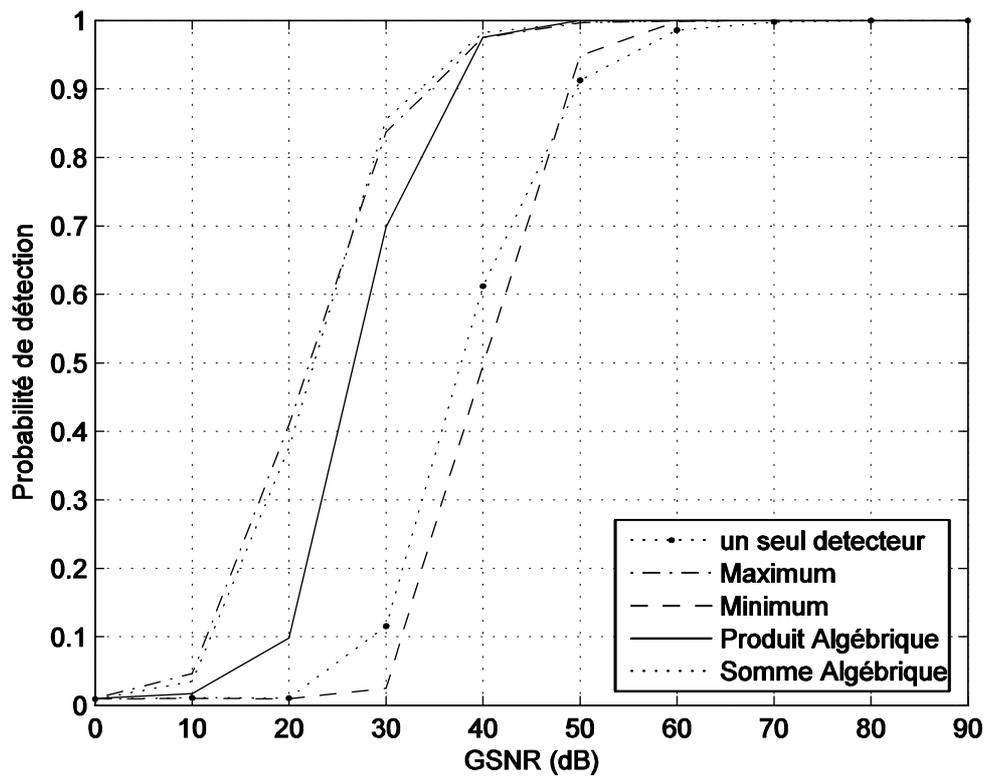


Figure 6.5 – Comparaison des probabilités de détection du détecteur SO-CFAR avec différentes règles de fusion floue des données, $P_{fa} = 10^{-2}$, $N = 16$

CONCLUSIONS GÉNÉRALES ET SUGGESTIONS

Dans les détecteurs adaptatives CFAR, le seuil de détection est proportionnel à la puissance du fouillis, par conséquent, la connaissance statistique de la distribution du fouillis est importante afin de concevoir correctement le détecteur de CFAR. Les distributions du fouillis s'écartent parfois de la distribution de Rayleigh et présentent un caractère impulsif. Dans beaucoup d'études, le fouillis a été modélisé par des distributions log-normales, Weibull et la distribution K. Les études récentes suggèrent que le fouillis peut être modélisé par une distribution de Pearson. Dans le cadre de notre thèse, on s'est intéressé à la détection adaptative CFAR en présence d'un fouillis non gaussien de distribution Pearson. Nous avons dans un premier temps étendu l'analyse des performances de quelques détecteurs CFAR en présence d'un fouillis homogène, modélisé par une distribution de Pearson. Nous avons obtenu des expressions analytiques simples de la probabilité de fausse alarme et de détection du détecteur CA-CFAR en comparaison avec les résultats obtenus précédemment et de nouvelles expressions simples de la probabilité de fausse alarme pour les détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR.

En second lieu, nous avons étendu notre étude au cas où le fouillis est non homogène. La non homogénéité consiste en une transition du fouillis sous forme d'un échelon. Nous avons analysé les détecteurs CA-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR dans fouillis non homogène. Nous avons obtenu des expressions analytiques pour leurs probabilités de fausse alarme et de détection. Nos résultats montrent que les meilleures performances en termes de maintien de la fausse alarme reviennent au détecteur GO-CFAR et SO-CFAR selon que la cible est noyée dans le bas niveau ou le haut niveau du fouillis.

Tercio, une étude des performances des détecteurs CFAR avec intégration non cohérente et intégration binaire pour un environnement de distribution Pearson a été réalisée. Nous avons considéré les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR. Des expressions analytiques de la probabilité de fausse alarme et de détection pour le détecteur CA-CFAR et des expressions semi analytiques pour le détecteur OS-CFAR ont été obtenues. Nos résultats montrent que l'intégration binaire améliore la probabilité de détection des deux détecteurs considérés et l'amélioration est maximale pour un choix optimal du seuil de décision du second étage de l'ordre de $3L/4$. D'autre part, les meilleures performances en termes de détection sont pour le détecteur OS-CFAR avec intégration binaire par rapport au détecteur CA-CFAR pour la décision optimum.

Finalement, une étude de la détection distribuée en utilisant les règles de fusion floues en présence d'un fouillis de distribution Pearson nous a permis d'obtenir des expressions analytiques de la probabilité de fausse alarme pour

les détecteurs CA-CFAR , GO-CFAR et SO-CFAR qui confirme les résultats obtenue dans notre première partie de la thèse. Pour des travaux futures, nous suggérons d'étendre notre analyse à d'autres détecteurs CFAR tel que le détecteurs GCMLD (Generalised Censored Mean Level Detector) et VI-CFAR (variability Indexed Constant False Alarm Rate) pour un fouillis de distribution Pearson. De même une analyse par réseaux neuro-flou peut être envisagée pour un fouillis de distribution Positif alpha-stable.

Bibliographie

- [1] Skolnik I.M., "Introduction to Radar Systems." McGraw-Hill, 1980.
- [2] DiFranco, J.V., and W.L. Rubin., "Radar Detection." Artech House, Dedham, MA, 1980.
- [3] Van Trees, H.L. "Detection, Estimation, and Modulation Theory." Part I, Wiley, 1968.
- [4] Helstrom, C.W. "Statistical Theory of Signal Detection." Pergamon Press, 1960.
- [5] Levanon, N. "Radar Principles." Wiley, 1988.
- [6] Papoulis, A. "Probability, Random Variables and Stochastic Processes." McGraw-Hill, New York, 1984.
- [7] Prudnikov A. P., Brychkov Yu. A. and Marichev O. I. "Integrals and series", Volume 2 : special functions, Gordon and Breach science publishers, 1986.
- [8] Swerling, P. "Probability of Detection for Fluctuating Targets." IRE Transactions on Information Theory, 6, pp. 269-308, 1960.
- [9] Finn H. M., Johnson R. S., "Adaptive detection mode with threshold control as function of spatially sampled clutter level estimates", RCA Review, 29, pp. 414-463, Sept. 1968.

- [10] Hansen, V.G. "Constant False Alarm Rate Processing in Search Radars." Proceedings of the IEE International Radar Conference, pp. 325-332, 1973.
- [11] 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, Vol. 16, pp. 115-118, 1980.
- [12] Moore, J.D., and Lawrence N. B. "Comparison of Two CFAR Methods Used With Square- Law Detection of Swerling I Targets." Proceedings of the 1980 IEEE International Radar Conference, pp. 403-409, 1980.
- [13] Weiss, M. "Analysis of some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiple Target situations." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 18, No. 1, pp. 102-114, 1982.
- [14] Trunk, G.V. "Radar Resolution of Targets using Automatic Detection." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 14, 5, pp. 750-755, 1978.
- [15] McLane, P.J., Wittke P. H., and Ips C. "Threshold Control for Automatic Detection in Radar Systems." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 18, 2, pp. 242-248, 1982.
- [16] Al-Hussaini, E.K., and Ibrahim B. M. "Comparison of Adaptive Cell-Averaging Detectors for multiple target situations.", IEE Proceedings, Pt. F, Vol. 133, No. 3, pp. 217-223, 1986.
- [17] Barkat, M., and Varshney P. K. "A Weighted Cell-Avaraging CFAR Detector for Multiple Target Situations." Proceedings of the 21st Annual Conference on Information Sciences and Systems, Baltimore, Maryland, Mar. 25-27, pp. 118-123, 1987.

- [18] Rohling, H. "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 19, 4, pp. 608-621, 1983.
- [19] Elias-Fuste, A.R., Mercado M. G., and Davo E. R.. "Analysis of Some Modified Ordered Statistic CFAR : OSGO and OSSO CFAR." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 26, 1, pp. 197-202, 1990.
- [20] Ritcey, J. A. "Performance Analysis of the Censored Mean Level Detector." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 22, 4, pp. 443-454, 1986.
- [21] Al-Hussaini, E.K. "Performance of the Greater-of and Censored Greater-of Detectors in Multiple Target Environments." IEE Proceedings, Pt. F, Vol. 133, No. 3, pp. 193-198, 1988.
- [22] Gandhi P.P. and Kassam S.A. "An adaptive order statistic constant false alarm rate detector." Proc. IEEE International Conference on Systems Engineering. Fairborn, USA, pp. 85-88, 1989.
- [23] Barkat, M., Himonas S. D., and Varshney P. K. "CFAR Detection for Multiple Target Situations." IEE Proceedings, Pt. F, Vol. 136, 5, pp. 193-209, 1989
- [24] Himonas, S.D., and Barkat M. "Automatic Censored CFAR Detection for Nonhomogeneous Environments.", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, Vol. 28, No. 1, pp. 286-304, 1992.
- [25] Himonas, S.D. "Adaptive Censored Greatest-of CFAR detection." IEE Proceedings, Pt. F, Vol. 139, 3, pp.247-255, 1992

- [26] Smith M. E., Varshney P. K. "Intelligent CFAR processor based on data variability." IEEE Transaction on Aerospace and Electronic systems Vol. 36, pp. 837-847, 2000.
- [27] Himonas, S. D. "CFAR integration processors in randomly arriving impulse interference." IEEE transactions on Aerospace and Electronics Systems, Vol. 30, 3, pp. 809-817, 1994.
- [28] Han D. S. and Lee H. S. "Performance of modified order statistics CFAR detectors with noncoherent integration." Signal Processing, vol. 31, pp. 31-42, 1993.
- [29] Lim C. H. and Lee H. S. "Performance of order-statistics CFAR detector with noncoherent integration in homogeneous situations." IEE proceedings, part F, Vol. 140, pp. 291-296, 1993.
- [30] Shor M., and Levanon N. "Performance of order statistics CFAR.", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 27, pp. 214-224, 1991.
- [31] Weiner, M. A. "Binary integration of fluctuating targets.", IEEE transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 27, 1, pp. 11-17, 1991.
- [32] Rifkin R. "Analysis of CFAR performance in Weibull clutter.", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, Vol. 30, 2, pp. 315-329, 1994.
- [33] Watts S. "Radar detection prediction in sea clutter using the compound K-distribution model.", IEE Proceedings, Part F, Vol. 132, pp. 613-620, 1985.

- [34] Pierce R. D. "RCS characterisation using the alpha-stable distribution." In Proceedings of the IEEE national Radar Conference, pp. 154-159, May 1996.
- [35] Pierce R. D. "Application of the positive alpha-stable distribution.", In IEEE signal Processing workshop on higher-Order statistics, Banff, Alberta, Canada, pp. 420-424, July 1997.
- [36] Tsakalides P., Trinci F. and Nikias C. L. "Performance assessment of CFAR processors in Pearson-distributed clutter." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 36, 4, pp. 1377-1386, 2000.
- [37] Tsakalides P. "Array signal processing with alpha-stable distributions." PhD dissertation, University of Southern California, December 1995.
- [38] Kuruoglu, E. E. "Analytical representation for positive alpha stable densities." In Proceedings of the IEEE International Conference in Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 6, pp. 729-73, April 2003.
- [39] Barkat, M. and Varshney P. K. "Decentralized CFAR signal detection." IEEE Transaction on Aerospace and Electronic systems, Vol. 25, 2, pp. 141-144, 1989.
- [40] Uner M. K. and Varshey P. K. "Distributed CFAR detection in homogeneous background." IEEE Transaction on Aerospace and Electronic systems, Vol. 32, 1, pp. 84-97, 1996.
- [41] Amirmehrabi H. and Viswanathan R. "A new distributed constant false alarm rate detector." IEEE Transaction on Aerospace and Electronic systems, Vol. 33, 1, pp. 85-97, 1997.

- [42] Gowda C. H. and Viswanathan R. "Performance of distributed CFAR test under various clutter amplitude." IEEE Transaction on Aerospace and Electronic systems, Vol. 35, 4, pp. 1410-1419, 1999.
- [43] Guan J., Peng Y. N., He Y. and Meng X. W. "Three type of distributed CFAR detection based on local test statistic.", IEEE Transaction on Aerospace and Electronic systems, Vol. 38, 1, pp. 278-288, 2002.
- [44] Leung S.W. and Minett, W. "Signal detection using fuzzy membership functions", Proc. SYS'95 International. AMSE Conf., Brno, Czech Rep, July 3-5, pp 89-92, 1995.
- [45] Leung S.W. and Minett, W., "CFAR data fusion using fuzzy integration", Proc. IEEE Int. Conf. on fuzzy systems, New Orleans, LA, USA, Vol. 2, pp. 1291-1295, Sept. 1996.
- [46] Leung S.W. and Minett, W., "The use of fuzzy spaces in signal detection", Fuzzy sets and Systems , Vol. 114, pp. 175-184, 2000.
- [47] Leung, S.W., Minett, W., Siu, Y.M. and Lee, M.K. "A fuzzy approach to signal integration", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 38, 1, pp. 346-351, 2002.
- [48] Hammoudi Z. and Soltani F. "Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy space and fuzzy fusion rules." IEE Proc. F. vol. 151, 3, pp. 135-142, 2004.
- [49] Zaimbashi A., Taban M. R., Nayebi M. M. and Norouzi Y. "Weighted order statistic and fuzzy rules CFAR for Weibull clutter." Signal processing, vol. 88, 3, pp. 558-570, 2008.
- [50] Schleher D. C. "Radar detection in Weibull clutter." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 12, 6, pp. 736-743, 1976.

- [51] Goldstein G. B. "False alarm regulation in log-normal and weibull clutter." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 9, 1, pp. 84-92, 1973.
- [52] Jakeman E. and Pusey P. N. "A model of non Rayleigh sea echo", IEEE Transactions on Antennas and propagation, Vol. 24, pp. 806-914, 1976.
- [53] Ward K. D. "Compound representation of high resolution sea clutter", Electronics Letters, Vol.17, pp. 561-563, 1981.