

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE CONSTANTINE 1  
FACULTE DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication



# MEMOIRE

Présenté en Vue de l'Obtention du Diplôme de  
Magister en Électronique

Détection CFAR de cibles réparties dans un clutter K-  
distribué de paramètres inconnus

Option: Traitement du Signal

Par

Nouar Nabila

Devant le jury composé de

Président	F. Soltani	Prof	U. Constantine
Rapporteur	A. Farrouki	Prof	U. Constantine
Examineurs	Z.Hammoudi	Prof	U. Constantine
	A.Charef	Prof	U. Constantine

Décembre 2013

# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de mémoire, Monsieur Atef Farrouki, pour m'avoir encouragé, conseillé, et surtout pour son sérieux, sa haute personnalité, son sens de critique constructive ainsi que pour la confiance qu'il m'a accordé, et dont j'espère avoir été à la hauteur.

Mes remerciements vont également à Monsieur Faouzi Soltani, et Monsieur Toufik Laroussi, pour la gentillesse et la patience qu'ils m'ont manifestées, ainsi que pour leurs précieux conseils.

Je ne sais comment exprimer ma gratitude envers ces personnes, autrement qu'en leur promettant d'agir comme eux avec des étudiants dans ma situation, si un jour l'occasion m'en est donnée car je leur en suis très reconnaissante.

Je tiens aussi à mentionner le plaisir que j'ai eu à travailler au sein du laboratoire 'SISCOM' .J'en remercie ainsi tous les membres.

Mes vifs remerciements vont également à Messieurs les membres du jury, en l'occurrence, Monsieur F.Soltani, Monsieur Z.Hammoudi , ainsi que Monsieur A. Charef pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de juger ce modeste travail.

## **Dédicaces**

Pour leurs encouragements et leur assistance morale, sans lesquels mes conditions de travail auraient sans doute étaient très différentes, et beaucoup moins agréables, je remercie chaudement mes parents et leur dédie ce modeste travail en témoignage de mon éternelle reconnaissance et de mon profond respect.

Je passe aussi une dédicace spéciale à tous les membres de ma famille, ma sœur et mes deux frères, les jeunes gens que j'ai pu côtoyer au sein du département d'électronique, ainsi que toute personne m'ayant accompagnée et contribué de près ou de loin dans l'élaboration, et la rédaction de ce modeste travail.

## Résumé

Dans les systèmes HRR (High Resolution Radars), contrairement au modèle ponctuel «Point-Target», les cibles sont décrites par un ensemble de réflecteurs dominants appelé Modèle MDS (Multiple Dominant Scattering).

Dans ce travail, nous considérons le problème de la détection de cibles spatialement réparties de type MDS, dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus et dont la texture est partiellement corrélée.

Dans cette optique, nous avons proposé une approche de détection du type niveau moyen (Cell Averaging: CA), basée sur les tables de correspondance (Lookup Tables : LT) contenant les valeurs pré-calculées des facteurs de maintien de la Pfa (Probabilité de fausses alarmes). L'estimation, en temps réel, des paramètres de la distribution K permet la sélection automatique du facteur de maintien de la Pfa le plus approprié, relativement à l'environnement en cours.

Les performances du schéma de détection proposé ont été analysées et comparées à celles du détecteur logarithmique à niveau moyen (CAL), pour divers paramètres de forme et d'échelle ainsi que pour différents degrés de corrélation du clutter. Les résultats obtenus par simulations, ont montré un comportement robuste du détecteur CA-LT dans toutes les situations considérées.

# Abstract

In high resolution radars (HRR), unlike point-target model, targets are described as a reflection from isolated points, referred to as MDS (Multiple Dominant Scattering).

In this work, we consider the detection of spatially distributed targets (MDS model) embedded in K-distributed clutter with a partially correlated texture, and without any *a priori* knowledge about the clutter parameters.

To this end, we propose a new detection approach, based on the Cell-Averaging (CA) scheme, using Look up Tables (LT), which contain the pre-computed thresholding factors that maintain a constant false alarm rate.

The parameters of the K-distribution are estimated, in order to assign to the threshold its appropriate value according to the actual environment.

The performances of the proposed detector were analyzed and compared to those of the Logarithmic-based Cell Averaging detector (CAL), for different shape and scale parameters and correlation degrees.

The simulation results showed that the proposed detector (CA-LT) acts robustly and outperforms the CAL in the different situations under investigation.

## ملخص

في اجهزة الكشف العالية الدقة HRR الاهداف تصبح موزعة حسب مبدا توزيع الطاقات MDS.

في هذا العمل نتطرق لاشكالية الكشف عن الاهداف الموزعة في حالة وجود تشويش من نوع K مرتبط جزئيا بدون أي معلومة بخصوص المحيط اللذي تتواجد فيه هذه الاهداف.

لهذا السبب لجاناالى اقتراح تقنية جديدة CA-LT نعتمد فيها على استعمال الكاشف CA و جداول ارفاق LUT تحتوي على معامل الحفاظ على نسبة اذار خاطى Pfa.

معاملات المحيط يتم تقديرها لغرض اختيار القيمة المناسبة لمعامل الحفاظ على نسبة اذار خاطى .

نتائج الكشف المتعلقة بالكاشف فورنت بالنتائج المتحصل عليها باستعمال الكاشف اللوغاريتمي CAL من اجل قيم مختلفة لمعاملات المحيط و كذلك معامل الارتباط و اثبتت ان كاشف CA-LT يقدم نتائج احسن من اللتي يقدمها كاشف .CAL

# Sommaire

Liste des figures .....	9
Liste des tableaux.....	11
<b>Chapitre I</b> .....	12
I.1 Historique.....	13
I.2 Généralités .....	13
I.3 Principe de la détection Radar.....	14
I.4 Contexte du mémoire .....	14
I.5 Etat de l'art.....	15
I.6 Contributions .....	18
I.7 Plan de lecture .....	18
<b>Chapitre II</b> .....	20
II.1 Classification des systèmes radar .....	21
II.1.1 Bandes de fréquences utilisées dans les systèmes radar.....	21
II.1.2 Classification des systèmes radar .....	23
II.1.3 Domaines d'application des systèmes radar .....	24
II.2 Equation Radar .....	24
II.3 Principe de fonctionnement et composants d'un système radar .....	26
II.3.1 Principe de fonctionnement d'un système radar .....	26
II.3.2 Composants d'un système radar .....	30
II.4 Modèles statistiques de clutter et de cibles .....	31
II.4.1 Le bruit.....	32
II.4.2 Le fouillis (clutter) .....	32
II.4.3 Modèles de cibles.....	36
II.5 Détection adaptative CFAR.....	39
II.5.1 Tests d'hypothèses .....	39
II.5.2 Détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate).....	41

<b>Chapitre III</b> .....	44
III.1 Introduction .....	45
III.2 Formulation du problème et approche retenue .....	46
III.3 Estimation des paramètres.....	49
III.3.1 Introduction .....	49
III.3.2 Clutter de mer .....	49
III.3.3 Méthode du ML/MOM .....	52
III.4 Approche proposée : Détection CA-LT .....	56
III.5 Eléments de comparaison : Détection CAL.....	60
<b>Chapitre IV</b> .....	64
IV.1 Introduction .....	65
IV.2 Génération de l'environnement (Clutter et cibles).....	65
IV.2.1 Hypothèses de travail.....	65
IV.2.2 Génération du Clutter.....	67
IV.2.3 Génération des cibles .....	69
IV.3 Résultats et commentaires.....	71
IV.3.1 Valeurs tabulées.....	71
IV.3.2 Résultats de l'estimation des paramètres .....	72
IV.3.3 Analyse des performances de détection .....	73
IV.4 Conclusion.....	88
<b>Chapitre V</b> .....	89
V.1 Conclusions .....	90
V.2 Perspectives .....	91
Références Bibliographiques .....	92



# Liste des figures

<b>Figure II.1</b> Schéma synoptique d'un radar Doppler à impulsions	28
<b>Figure II.2</b> Echantillonnage en portée du signal vidéo	29
<b>Figure II.3</b> Bord du clutter : Cellule sous test dans le bruit	34
<b>Figure II.4</b> Bord du clutter: Cellule sous test dans le clutter	35
<b>Figure II.5</b> Situation de présence de cibles Interférentes	35
<b>Figure II.6</b> Situation de présence de Cibles interférentes et de bords de clutter	36
<b>Figure II.7</b> Décision entre deux hypothèses alternatives	39
<b>Figure II.8</b> Détection Radar à seuil fixe	42
<b>Figure II.9</b> Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR	43
<b>Figure III.1</b> Détection CFAR avec estimation des paramètres	45
<b>Figure III.2</b> Calcul du facteur de seuillage par la méthode de Monte Carlo	48
<b>Figure III.3</b> Fonction $g_k(v)$ pour différentes valeurs du paramètre de forme	53
<b>Figure III.4</b> Schéma fonctionnel de la procédure ML/MOM pour l'estimation des paramètres	55
<b>Figure III.5</b> Structure du détecteur CA-LT pour la détection de cible ponctuelle ( $N_p=1$ )	57
<b>Figure III.6</b> Profil de répartition d'énergie pour $N_p = 5$	58
<b>Figure III.7</b> Profil de répartition d'énergie pour $N_p = 3$	58
<b>Figure III.8</b> Structure du détecteur CA-LT pour la détection de cibles réparties	60
<b>Figure III.9</b> Structure du détecteur CAL pour la détection de cibles réparties	63
<b>Figure IV.1</b> Processus de génération du clutter K-distribué	68
<b>Figure IV.2</b> Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter	70
<b>Figure IV.3</b> $P_d$ du CA-LT en fonction du SCR pour différents couples $(\nu, \mu)$ et	74

<i>différents coefficients de corrélation <math>\rho</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	
<b>Figure IV.4</b> <i>Pd du CAL en fonction du SCR pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math> et différents coefficients de corrélation <math>\rho</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	75
<b>Figure IV.5</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.5</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	76
<b>Figure IV.6</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.9</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	77
<b>Figure IV.7</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.5</math>. Distribution K avec paramètres inconnus</i>	78
<b>Figure IV.8</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.9</math>. Distribution K avec paramètres inconnus</i>	79
<b>Figure IV.9</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.5</math>, <math>N_p=3</math>. Distribution K avec paramètres connus</i>	80
<b>Figure IV.10</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT vs CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.9</math>, <math>N_p=3</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	81
<b>Figure IV.11</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.5</math>. <math>N_p=5</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	82
<b>Figure IV.12</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.9</math>. <math>N_p=5</math>. Distribution K avec paramètres connus à priori</i>	83
<b>Figure IV.13</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.5</math>. <math>N_p=3</math>. Distribution K avec paramètres inconnus</i>	84
<b>Figure IV.14</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.9</math>. <math>N_p=3</math>. Distribution K avec paramètres inconnus</i>	85
<b>Figure IV.15</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.5</math>. <math>N_p=5</math>. Distribution K avec paramètres inconnus</i>	86
<b>Figure IV.16</b> <i>Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples <math>(\nu, \mu)</math>, <math>\rho=0.9</math>, <math>N_p=5</math>. Distribution K avec paramètres inconnus</i>	87

## Liste des tableaux

<b>Tableau II.1</b> Modèles de répartition d'énergie pour $N_p=4$ .	38
<b>Tableau IV.1</b> Valeurs de $T$ pour le détecteur CA-LT pour un coefficient de corrélation $\rho=0.5$	68
<b>Tableau IV.2</b> Valeurs de $T$ pour le détecteur CA-LT pour un coefficient de corrélation $\rho=0.9$	70
<b>Tableau IV.3</b> Valeurs de $T$ pour le détecteur CAL pour un coefficient de corrélation $\rho=0.5$	72
<b>Tableau IV.4</b> Valeurs de $T$ pour le détecteur CAL pour un coefficient de corrélation $\rho=0.9$	72
<b>Tableau IV.5</b> Résultats de l'estimation des paramètres par la méthode ML/MOM	73

# *Chapitre I*

## *Introduction générale*

- I.1 Historique**
- I.2 Généralités**
- I.3 Principe de la détection radar**
- I.4 Contexte du mémoire**
- I.5 Etat de l'art**
- I.6 Contributions**
- I.7 Plan de lecture**

## I.1 Historique

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour détecter la présence d'objets mobiles et déterminer leur trajectoire, leur vitesse, leur point de contact le plus proche, et d'autres données, en transmettant des ondes radioélectriques. Il en extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal échoïque. Son histoire de détection a débuté par les travaux du physicien britannique *James Clerk Maxwell*, en 1864, qui a prédit mathématiquement que les radiations, qui seront connues ensuite sous le nom d'ondes électromagnétiques, ont quelques propriétés communes avec les ondes lumineuses. En particulier, la vitesse de propagation et la réflexion par les objets métalliques et diélectriques. Ceci a été démontré par le physicien allemand *Heinrich Rudolf Hertz* en 1886.

En 1904, l'ingénieur allemand *Christian Hülsmeier* était le premier à proposer l'utilisation d'échos radio dans un appareil de détection afin d'éviter les collisions en navigation.

Ensuite, en 1917, Nikola Tesla établit les principes théoriques du futur radar. En 1922, un dispositif similaire fut proposé par l'inventeur italien *Guglielmo Marconi*.

Plus tard, et au cours de la deuxième guerre mondiale, *Wattson Watt* a pu réaliser un détecteur radio que les américains ont nommé 'RADAR', qui est l'acronyme de l'expression 'RADIO Detection And Ranging', et qui signifie 'détection et télémétrie par ondes radio'. Depuis cette époque, le radar n'a cessé de se perfectionner.

## I.2 Généralités

De nos jours, ce système est devenu un élément indispensable à la mise en œuvre d'une aviation moderne. Associé à des ordinateurs électroniques qui traitent instantanément les informations reçues et les transforment pour les visualiser et les exploiter immédiatement, il est plus que jamais à la base des systèmes de défense aérienne.

En météorologie, il permet de suivre les ballons-sondes, de mesurer le plafond des couches nuageuses au dessus des aérodromes et d'avertir les équipages de la présence de perturbation sur leur route, ce qui permet de les éviter. Sur les routes, il permet la surveillance de la vitesse des automobilistes, et par conséquent, participe à l'amélioration de la sécurité de la circulation routière [1].

Le mot radar s'applique donc à une vaste gamme de matériels et d'installations allant d'équipements de bord, de volume et de poids très réduits, à de très gros ensembles servis par des centaines de personnes. Cependant, en dépit de cet extrême diversité d'aspects et d'emplois, les mêmes principes de base se retrouvent sur tous les types d'équipements. Ce sont donc surtout ces principes qui sont étudiés dans la littérature radar [1].

Le principe de ce système est basé sur les propriétés des ondes radio, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière. Un émetteur diffuse, au moyen d'une antenne, un faisceau d'ondes électromagnétiques concentré dans une direction souhaitée. Lorsque ces ondes rencontrent un objet (cible) , elles se réfléchissent toutes ou en partie, formant ce qu'on appelle un écho radar. Cet écho, renvoyé vers le radar, est capté par l'antenne qui joue alors, cette fois-ci, le rôle du récepteur. Le signal réfléchi, après avoir été amplifié, est numérisé et transformé sous forme de spots (plots) lumineux visualisables sur un écran qui donne une représentation polaire plane de l'espace balayé par le radar.

### **I.3 Principe de la détection Radar**

En pratique, les systèmes de détection radar ont pour fonction la détection automatique d'une cible noyée dans ce qui est communément appelé «Clutter ou fouillis»; terme désignant l'ensemble des signaux indésirables, retro diffusés par l'environnement. Ces perturbations sont des réflexions issues de reliefs, de la surface de la mer, de la pluie, de divers obstacles ou parfois d'objets métalliques. Etant donné que l'environnement opérationnel du radar dépend de plusieurs facteurs tels que les conditions météorologiques, les signaux retro diffusés et captés par le récepteur s'avèrent être non stationnaires et de variance inconnue. Par conséquent, le détecteur idéal à seuil fixe est extrêmement sensible à la variance du bruit total (bruit plus clutter), car elle provoque une augmentation intolérable de la probabilité de fausse alarme. Par conséquent, les détecteurs à seuils adaptatifs sont généralement les plus utilisés, du fait qu'ils présentent de bonnes performances de détection, tout en maintenant un taux de fausses alarmes constant.

### **I.4 Contexte du mémoire**

Le problème de la détection automatique est un problème de décision statistique. Autrement dit, à partir d'une expérience (la réception), le radar doit prendre une décision

concernant la présence ou l'absence d'une cible dans son champ de vision. Sachant que le signal hyperfréquence reçu par l'antenne a été tout d'abord démodulé et soumis à l'action du filtre adapté afin que le rapport signal sur bruit soit le plus élevé possible. Il s'agit ensuite de comparer la sortie du filtre adapté à un seuil de décision choisi pour répondre aux exigences de l'utilisateur, exprimées en termes de probabilité de détection ( $P_d$ ) et de probabilité de fausses alarmes ( $P_{fa}$ ). La détection devient un problème complexe dès lors que le Radar reçoit un mélange de signaux provenant de plusieurs sources telles que les cibles, le bruit thermique et le fouillis (Clutter) [2].

Par ailleurs, les systèmes basés sur les stratégies de détection optimales ne sont véritablement bien maîtrisées qu'en milieu Gaussien, car dans un environnement non Gaussien (K, log normal, Weibull), il est difficile du point de vue mathématique, voir impossible dans certains cas, de conceptualiser les techniques de seuillage adaptatif à taux de fausses alarmes constant (CFAR: Constant False Alarm Rate). De nos jours, ces techniques constituent un domaine de recherche très vaste, que ce soit sur le plan théorique ou sur le plan pratique.

## I.5 Etat de l'art

Dans cette section, nous synthétisons les principaux travaux effectués dans le domaine de la détection, aussi bien dans un environnement Gaussien qu'en présence d'un clutter non Gaussien, dans le cas des radars de haute résolution (HRR ou High Resolution Radar).

Le premier détecteur apparu dans la littérature est le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging CFAR) [3], dans lequel les cellules de références sont sommées pour former l'estimateur local du niveau de bruit. Ce détecteur présente des performances de détection optimales dans un milieu Rayleigh homogène, où les échantillons du clutter sont indépendants et identiquement distribués (IID). Cependant, ces performances se dégradent considérablement en présence de bord de clutter et/ou de cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Ceci a conduit Hansen et Sawyers [4] à proposer le détecteur GO-CFAR (Greatest Of CFAR), où l'estimation du niveau de bruit est donnée par le maximum des moyennes obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres. Pour améliorer les performances de détection en présence de cibles interférentes. Trunk [5] a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest of CFAR) dont l'estimation du bruit est obtenue en sélectionnant le minimum des deux demi-fenêtres de référence. Rickard et Dillard [6] ont été les premiers à introduire les statistiques d'ordre

dans la détection CFAR, en proposant une classe de détecteurs  $\{ D_k \}$ , appelés « Détecteurs à niveau moyen censuré » ou CMLD (Censored Mean level Detectors). Dans ce schéma de détection, le niveau du bruit est estimé comme étant la somme des  $k$  plus petits échantillons des cellules de références.

Il est également important de noter que plusieurs versions modifiées des détecteurs à niveau moyens ont été proposés dans la littérature Radar [7,8].

Pour minimiser la dégradation des performances de la détection dans le détecteur SO-CFAR, due à la présence d'interférences multiples, Rohling [9] a proposé le détecteur OS-CFAR. Dans ce cas, les échantillons sont ordonnés par ordre croissant et c'est le  $k$ ème échantillon qui est utilisé pour estimer le niveau moyen du bruit.

El Mashade [10] a montré que la robustesse du CMLD est garantie si le nombre des échantillons censurés est supérieur ou égal au nombre de cibles interférentes. Kassam et Ghandi [11] ont introduit le détecteur à moyenne écrêtée ou TM-CFAR (Trimmed Mean), qui est une généralisation de l'OS-CFAR et du CMLD et dans le quel une double censure est effectuée (Up Censoring et Down Censoring). Il est admis que les détecteurs basés sur les statistiques d'ordre nécessitent la connaissance à priori des points de censure afin de garantir un fonctionnement optimal en milieux non homogènes. Lorsque nous ne disposons pas d'informations suffisantes sur l'environnement opérationnel du radar, ces détecteurs sont généralement associés à des procédures de censure automatique qui permettent l'estimation, en temps réel, des points de censure. Dans ce contexte précis, Himonas et Barkat [13-12] ont considéré les détecteurs ACMLD-CFAR (Automatic Censored Mean Level), GTL-CFAR (Generalized Two Level) et ACGO-CFAR [14] (Adaptive Censored Greatest Of-), utilisant la même procédure de censure.

Plus tard, d'autres techniques de censure automatique appliquées à la détection CFAR sont apparus; on peut en citer à titre d'exemple, le VI-CFAR (Variability Index) proposée par K. Varshney [15], le VI-modifié, développé dans [16], ou encore le détecteur ACCA-ODV (Automatic Censored Cell Averaging based on Ordered Data Variability) proposé dans sa version de base pour un traitement mono-impulsion [17].

Dans des travaux plus récents, les distributions de nature bi-paramétrique sont les plus utilisées pour la représentation du clutter, du moment qu'elles sont les mieux adaptées à la réalité de l'environnement. En effet, le clutter  $K$  distribué a été intensivement exploité pour la modélisation du clutter de mer [18].

Goldstein [19], a proposé un détecteur CFAR qui peut gérer la variation simultanée des deux paramètres, de forme et d'échelle, pour des clutter de distributions log-normal et



Weibull. Ravid et Levanon [20] ont, quant à eux, étudié les performances des détecteurs Maximum Likelihood Estimator (MLE) dans le cas d'un clutter Weibull où le paramètre de forme est considéré connu puis inconnu.

Dans [21], les auteurs ont utilisé l'expression de la pdf décrivant la somme des variables aléatoires de distribution Gamma corrélée, dans le but de retrouver les paramètres correspondants, moyennant la technique MLE (Maximum Likelihood Estimator) ; une approche qui peut s'avérer très utile dans le domaine des communications sans fil ainsi que celui du traitement de l'image.

Une autre méthode basée sur le logarithme est utilisée dans [22] et comparée à d'autres approches d'estimation. D'autres méthodes d'estimation se basant sur l'utilisation des réseaux de neurones ont également été proposées dans [23-24-25]. Dans [25], l'auteur a mis en œuvre un réseau de neurones artificiel flou pour l'estimation des paramètres de la distribution K, en utilisant la technique de la rétro-propagation du gradient pour l'entraînement du réseau. Les résultats ont montré la supériorité de l'approche neuronale par rapport à celle de la méthode des moments d'ordre supérieur et les moments fractionnaires.

Guida M. et al [26-27] ont considéré une méthode d'adaptation du seuil de détection d'après une estimation commune des paramètres de forme et d'échelle dans des environnements Weibull et Lognormal, et ce en introduisant une transformation logarithmique qui permet de réduire la pdf Weibull à une pdf Gumbel.

Un algorithme CFAR, utilisant les estimateurs locaux de la texture, dans un clutter Compound Weibull (CW) et K-distribué avec une texture partiellement corrélée, est proposé dans [28]. L'étude est effectuée en supposant deux catégories d'estimateurs: l'un se basant sur l'intensité du clutter, et l'autre sur le logarithme de ces intensités. Les performances de ces détecteurs: le CA, le CAL (Cell Averaging over the Logarithm) et le LMAP (Logarithmic Map) sont discutées en termes de Probabilité de détection. Dans cet article, l'impact de l'estimation de la texture sur le seuil de détection est également discuté.

Dans [29], l'auteur propose deux versions du détecteur GMSD (Generalized Matched Subspace Detector), dans le cas d'un clutter Gaussien composé en présence d'un bruit blanc additif. La première version consiste en l'estimation de la composante texture alors que la deuxième suppose la texture connue, et la remplace par sa valeur moyenne. Les performances de ces deux détecteurs sont discutées en terme d'erreur quadratique

moyenne (MSE) et cela dans le but de garantir leur robustesse face aux changements du CNR (Clutter to Noise Ratio).

Dans [30], il s'agit de détecter des cibles spatialement distribuées dans le cas d'un environnement non homogène en supposant dans un premier temps que la structure de la matrice de covariance est connue afin de construire un détecteur basé sur le GLRT, et d'estimer par la suite la matrice de covariance en se basant sur les données secondaires. Les résultats ont montré que l'augmentation de la résolution peut améliorer les performances de détection d'une manière significative.

Dans [31], l'auteur propose une nouvelle approche d'estimation des paramètres de la distribution K, combinant la méthode du Maximum Likelihood avec celle des moments, et la compare avec la méthode des moments d'ordre deux et quatre et celle des moments d'ordre fractionnaire. Les résultats obtenus avec cette méthode sont meilleurs que ceux obtenus avec les deux autres méthodes.

## **I.6 Contributions**

Dans ce mémoire, nous proposons une nouvelle approche pour la détection des cibles spatialement distribuées (réparties) du type MDS (Multiple Dominant Scatterers), dans un environnement K-distribué de paramètres inconnus et de texture partiellement corrélée. Le schéma proposé, baptisé CA-LT, est du type « Niveau Moyen » et se base sur l'utilisation des tables de correspondance (Look up Tables). Ce détecteur est associé à une procédure d'estimation des paramètres de forme et d'échelle.

En outre, le détecteur CAL [28], basé le logarithme des intensités, a été adapté aux conditions de fonctionnement du CA-LT, pour qu'il puisse être utilisé en tant qu'élément de comparaison.

S'agissant des cibles réparties (non ponctuelles) de modèle MDS, il est fondamental de déterminer la position des réflecteurs dominants au sein des cellules primaires (groupe sous test), ainsi que la proportion de l'énergie retro diffusée au niveau de chaque position

## **I.7 Plan de lecture**

Dans ce mémoire, nous proposons le plan de lecture suivant:

Dans le chapitre 2, nous aborderons les concepts radar et les différents modèles statistiques de clutter et de cibles, ainsi que la détection adaptative CFAR. Nous introduisons plus précisément la notion de cibles spatialement distribuées.

Dans le chapitre 3, nous présenterons en détail le principe de fonctionnement du schéma de détection proposé, en l'occurrence le détecteur à niveau moyen (CA), basé sur les tables de correspondance (LT). Il sera aussi question, dans cette partie, de présenter la procédure d'estimation associée à notre détecteur, dont le principe s'articule autour de la méthode ML-MOM (Maximum likelihood-Moments [31]). Pour des besoins de comparaison, le détecteur CAL [28] sera également détaillé dans cette section.

Au niveau du chapitre 4, les performances du détecteur proposé seront analysées en présence de cibles réparties, mais également en présence de cibles ponctuelles dans un clutter  $K$  distribué partiellement corrélé. Les résultats obtenus seront comparés à ceux du CAL [28]. Enfin, les principales conclusions ainsi que les perspectives de ce travail feront l'objet du chapitre 5.

# *Chapitre II*

## *Concepts radar et détection adaptative CFAR*

**II.1 Classification des systèmes radar**

**II.2 Equation radar**

**II.3 Principe de fonctionnement et composants d'un système radar**

**II.4 Modèles statistiques de clutter et de cibles**

**II.5 Détection adaptative CFAR**

## II.1 Classification des systèmes radar

Le principe d'un système radar est basé sur la mesure de l'énergie électromagnétique réfléchiée par tout objet se trouvant dans son espace de surveillance. Le radar émet des ondes HF (Hyper Fréquence) de formes particulières, puis analyse de façon plus au moins sophistiqué le signal écho.

### II.1.1 Bandes de fréquences utilisées dans les systèmes radar

Les radars peuvent émettre dans une large bande de fréquences. Plus la fréquence d'un radar est haute, plus elle est affectée par des conditions météorologiques telles que la pluie et les nuages. Mais une fréquence plus haute permet d'améliorer la précision de l'équipement radar qui l'émet. Ci-après sont présentées les différentes bandes de fréquences utilisées dans les systèmes radar, ainsi que leurs domaines d'application [32] :

- **Bandes A et B (radars HF et VHF)**

Ces fréquences se situent à moins de 300 MHz et sont utilisées depuis très longtemps, leur atténuation est plus faible dans l'atmosphère et elles se propagent par effet de sol. Cependant, la précision est plus faible qu'à des fréquences plus élevées et elles nécessitent d'énormes antennes pour obtenir un faisceau qui puisse donner un angle et un azimut convenable.

- **Bande UHF**

Les fréquences de 300 MHz à 1 GHz sont utilisées pour la détection et la poursuite des satellites, ainsi que les missiles balistiques sur de longues trajectoires.

- **Bande L**

Ces fréquences de 1 à 2 GHz sont préférées pour les radars de portée jusqu'à 400 km (250 milles nautiques). Dans le domaine de la gestion de la circulation aérienne, les radars de longue portée utilisent ces fréquences.

- **Bande S**

L'atténuation atmosphérique de l'onde dans la bande S (2 à 4 GHz) est plus grande que dans la bande précédente sans être excessive, et les radars utilisant ces fréquences doivent avoir une plus grande puissance pour obtenir une portée équivalente de la bande L.

- **Bande C**

Ces fréquences (4 à 8 GHz) sont utilisées par plusieurs radars mobiles de champs de bataille pour la surveillance aérienne et le contrôle de tir des missiles de courte et moyenne portée. Comme la résolution pour un même diamètre d'antenne est proportionnelle à la fréquence, cette bande permet d'obtenir une bonne résolution.

- **Bandes X et Ku**

Ces fréquences se situent entre 8 et 12 GHz, et nécessitent une antenne encore plus petite, c'est pourquoi elles sont populaires pour les systèmes qui nécessitent légèreté de l'ensemble radars et une portée limitée, car ces ondes sont fortement atténuées par les précipitations, même légères. Les avions de chasse, d'interception et d'attaque, qui disposent de peu de place, en font grand usage.

- **Bandes K et Ka**

Ces fréquences sont de 12 à 40 GHz, les radars de bande K, sont limités à la très courte portée de très grande précision et à un taux très rapide de balayage. Les radars de surface utilisent de très courtes impulsions de quelques nanosecondes à ces fréquences.

- **Bande V**

Les fréquences de cette bande sont de 40 à 60 GHz. L'atténuation est de plus en plus grande, même la vapeur d'eau contenue dans l'air cause une dispersion du signal. La portée des radars qui utilise la bande V n'est donc que de deux mètres et se limitent à la détection de mouvement.

- **Bande W**

Certains équipement de laboratoires utilisent des fréquences de 96 à 98 GHz pour des expériences sur les radars de fréquences extrêmement élevés, jusqu'à 100 GHz.

### II.1.2 Classification des systèmes radar

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les systèmes radars utilisent des technologies différentes. Pour cela, ils sont classifiés comme suit [32] :

- **Radar primaire :**

L'antenne du radar illumine la cible avec des micro ondes, qui sont alors réfléchies puis interceptées grâce à un récepteur. Le signal électrique recueilli par l'antenne est appelé 'écho' ou 'retour'. Le signal transmis par le radar est généré par un émetteur puissant, l'écho réfléchi par la cible est capté par un récepteur très sensible. Chaque cible réfléchit le signal en le dispersant dans un grand nombre de directions. Le signal réfléchi est aussi appelé „scattering” (diffusion). Backscatter” (rétrodiffusion) est le terme désignant la partie du signal réfléchi diffusée dans la direction opposée à celle des ondes incidentes (émises). Les échos détectés par le radar peuvent être visualisés sur l'écran traditionnel de type PPI (Plan Position Indicator) ou sur tout autre système de visualisation plus élaboré.

- **Radar secondaire :**

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

- **Radar à ondes continues**

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

- **Radar à impulsions**

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

Après avoir décrit d'une manière succincte les différents types de radars, nous focaliserons sur le type « radar à impulsions », car toutes les techniques de détection que nous présenterons dans ce mémoire rentrent dans le cadre de cette catégorie de radar.

### II.1.3 Domaines d'application des systèmes radar

De nos jours, Les systèmes radars sont utilisés dans différents domaines [32]

En météorologie, ils sont utilisés pour détecter les précipitations. Ce sont des radars primaires dont les caractéristiques sont adaptées à ce rôle: vitesse de rotation de 3 à 6 tours minutes. Ils souffrent des mêmes limitations que tout radar primaire : problèmes d'échos de sol, de réfraction anormale à travers l'atmosphère, de cibles biologiques comme les oiseaux et les insectes, de blocages, etc.

Les radars de défense aérienne sont utilisés comme veille avancée car ils peuvent détecter les avions ou missiles ennemis à longue portée.

Les radars de contrôle routier sont une application spécialisée des radars à onde continue. La variation de la fréquence entre le signal émis et celui retourné (effet Doppler-Fizeau) permet de calculer la vitesse des véhicules sur la route. Ils opèrent en général dans la bande K. Les radars maritimes sont conçus pour la navigation dans de mauvaises conditions météorologiques. Ils aident le pilote à trouver les obstacles et les autres navires le long de son trajet quand la visibilité est réduite par les précipitations ou le brouillard.

## II.2 Equation Radar

L'équation du radar est une fonction reliant la portée du radar aux caractéristiques de l'émetteur, le récepteur, l'antenne, la cible et l'environnement. Elle est non seulement un



moyen de déterminer la distance maximale entre la cible et le radar, mais également un outil essentiel à la conception radar [33]

Par définition, la portée maximale  $R_{\max}$  est la distance au-delà de laquelle la cible ne peut être détectée, cela se produit quand la puissance reçue  $P_r$  devient inférieure ou égale au signal minimal détectable  $S_{\min}$ , ainsi une des formes de l'équation radar est la suivante [33]

$$R_{\max} = \left[ \frac{\sigma G P_t A_e}{(4\pi)^2 S_{\min}} \right]^{1/4} \quad (\text{II. 1})$$

Où  $A_e$  et  $\sigma$  représentent respectivement la surface effective de l'antenne réceptrice et la surface équivalente du radar (RCS : Radar Cross Section),  $G$  le gain de l'antenne directive,  $P_t$  la puissance totale transmise et  $S_{\min}$  le signal minimum détectable.

D'une autre part, on définit [33] le paramètre  $F_n$  comme étant la mesure de la dégradation du rapport signal sur bruit, lorsque le signal traverse le récepteur.

$$F_n = \frac{S_i/N_i}{S_o/N_o} = \frac{(\text{SNR})_i}{(\text{SNR})_o} \quad (\text{II. 2})$$

Où  $S_i$  et  $N_i$  représentent respectivement la composante du signal et celle du bruit à l'entrée du récepteur.  $S_o$  et  $N_o$  représentent respectivement la composante signal et la composante bruit à la sortie du récepteur.  $(\text{SNR})_i$  et  $(\text{SNR})_o$  correspondent ainsi aux rapports signal sur bruit à l'entrée et à la sortie du récepteur. Le bruit  $N_i$  à l'entrée du récepteur, peut être écrit sous la forme [33]

$$N_i = kT_0 B_n \quad (\text{II. 3})$$

Où :  $k$  est la constante de Boltzman,  $T_0$  est la température standard (290 K) et  $B_n$  la bande passante du récepteur. En utilisant les équations (II.2) et (II.3), l'expression de  $S_i$  devient :

$$S_i = \frac{kT_0 F_n B_n}{N_0} S_0 = kT_0 F_n B_n \left( \frac{S_0}{N_0} \right) \quad (\text{II. 4})$$

Quand le  $(\text{SNR})_0$  est minimum,  $S_i$  devient égal au signal minimum détectable  $S_{\min}$ , c'est-à-dire:

$$S_{\min} = kT_0 B_n F_n \left( \frac{S_0}{N_0} \right)_{\min} \quad (\text{II. 5})$$

La portée maximale en fonction du (SNR) minimum s'écrit alors [33] :

$$R_{\max} = \left[ \frac{\sigma G P_t A_e}{(4\pi)^2 kT_0 B_n F_n \left( \frac{S_0}{N_0} \right)_{\min}} \right]^{1/4} \quad (\text{II. 6})$$

## II.3 Principe de fonctionnement et composants d'un système radar

### II.3.1 Principe de fonctionnement d'un système radar

Dans un système radar, un émetteur puissant diffuse au moyen d'une antenne directive une énergie électromagnétique concentrée dans une direction souhaitée, l'énergie rayonnée dans les limites du faisceau se propage en direction de son objectif à la vitesse de la lumière et quand celle-ci rencontre un obstacle, une petite partie de l'énergie transmise est réfléchiée par la cible dans la direction du radar, formant ce qu'on appelle 'le signal écho'. Ce dernier est capté après sa transmission, par un récepteur sensible. Le

radar détermine ainsi la portée de la cible en mesurant le temps écoulé entre l'émission de l'impulsion et le retour de l'écho. L'élévation, l'azimut et la vitesse radiale sont également déterminées moyennant des techniques plus au moins sophistiquées.

#### • Radar Doppler à impulsions

Le schéma synoptique d'un radar à impulsions est montré dans la *Figure II.1*. L'onde d'émission  $F_e = F_i + F_l$  est formée du mélange d'un signal de fréquence intermédiaire  $F_i$  et un autre signal de fréquence  $F_l$  qui sont générées respectivement à partir des oscillateurs 'stable' et 'local'. Cette onde (HF) subit un découpage commandé et périodique de durée (Modulation) à la cadence de  $F_r = (1/T_R)$ , où  $T_R$  représente la période de répétition des impulsions. Ensuite, elle est amplifiée à l'aide d'amplificateurs de puissance, avant d'être rayonnée dans l'espace à l'aide d'une antenne directive. A la réception, le signal reçu a une fréquence  $F_i \pm F_d$ , où  $F_d$  est la fréquence radiale du radar qui est fonction de la vitesse radiale de la cible. Ce signal subit une amplification en puissance avant de subir par un filtrage adapté à la forme de l'impulsion émise pour obtenir un signal centré sur la fréquence intermédiaire  $F_i$

Le traitement MTI (Moving Target Indicator) permet la séparation des échos fixes (clutter) des cibles mobiles et d'éliminer partiellement le clutter, son principe repose sur la différenciation des vitesses radiales (la vitesse des cibles fixes étant nulle).

Après démodulation, le signal résultant sera appliqué à un détecteur quadratique, formé d'un canal en phase (I) et d'un canal en quadrature de phase (Q) dans le but de détecter l'enveloppe du signal utile. Ainsi, le signal écho est échantillonné puis stocké dans des registres à décalage ou lignes à retard pour subir divers traitements, en technologie micro programmé ou en SOC's (System on Chip), tels que la détection automatique, le pistage (tracking) ou la visualisation. Les registres à décalage sont formés par un nombre fini de cellules, dites cellules de référence (*Figure II.2*). La cible est déclarée présente ou absente après comparaison de la cellule sous test avec un seuil, obtenu à partir de l'estimation du bruit de fond dans les cellules de référence.

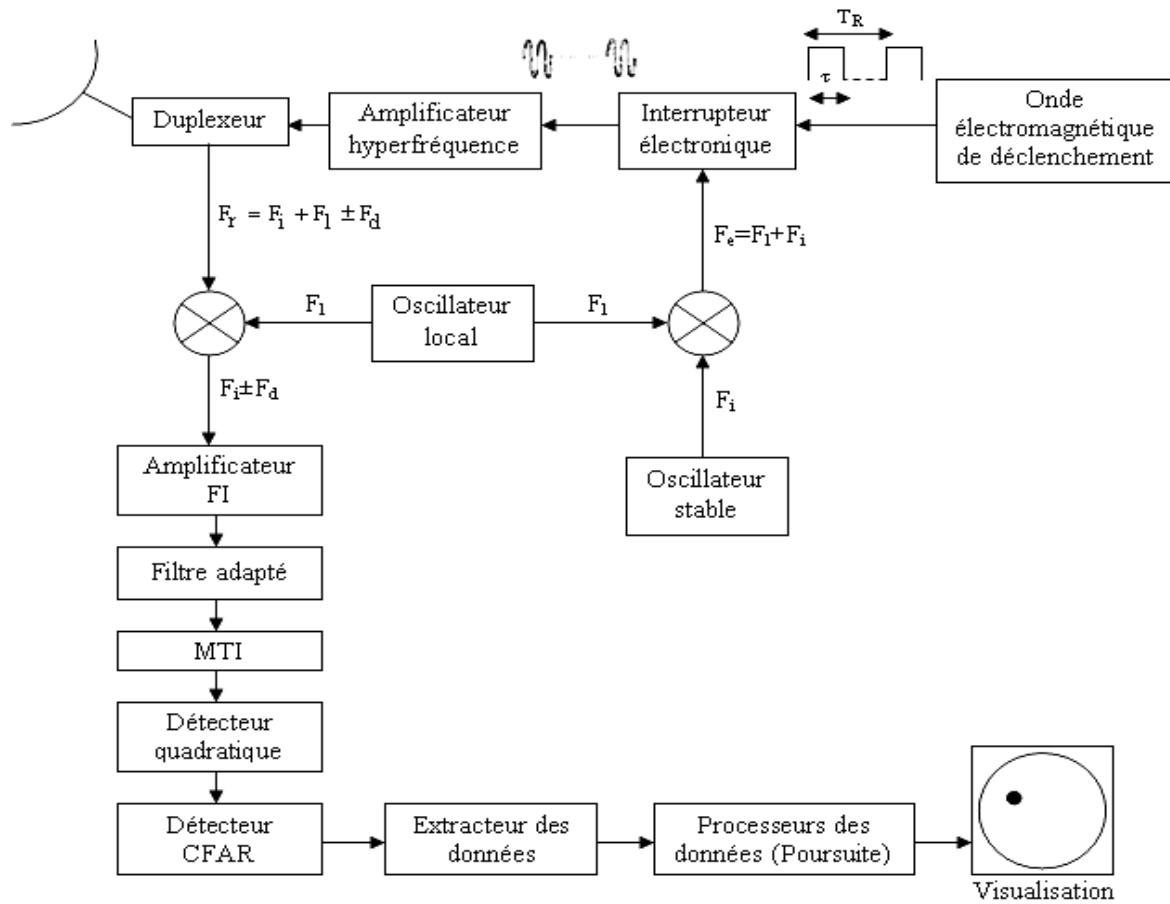
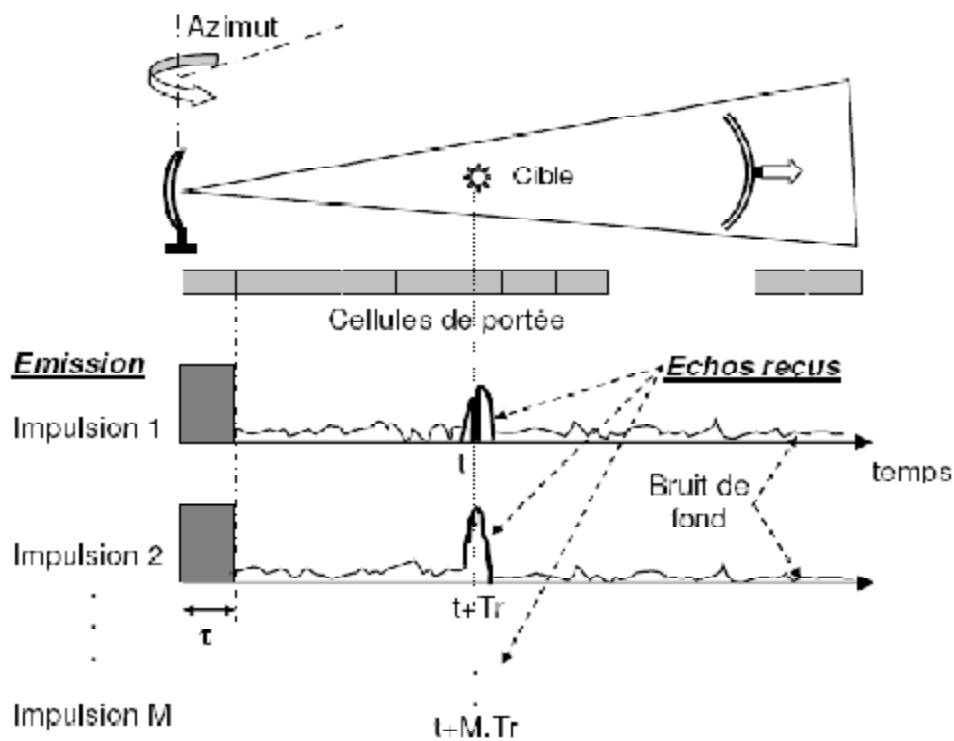


Figure II.1 Schéma synoptique d'un radar Doppler à impulsion

• **Formation des cellules de portée (Range bin)**

En vue de déterminer les informations de portée pour une direction en azimut donnée, une mesure du signal reçu est effectuée toutes les  $T_R$  secondes ( $1/PRF$ ). La période totale pendant laquelle sont effectuées ces mesures, correspond au temps d'exposition (Time On Target) de la cible dans la direction de rayonnement maximal. L'énergie électromagnétique étant maximale dans l'axe du lobe principal de l'antenne, on définit la largeur azimutale à  $-3dB$  comme étant l'ouverture angulaire  $\theta$  caractérisée par une atténuation du signal de  $-3dB$  par rapport à l'axe du lobe principal. Partant de cette définition, la période totale d'exposition sera  $TOT = \theta / \Omega$ , où  $\Omega$  représente la vitesse de rotation de l'antenne exprimée en degrés/seconde. Du fait que chaque mesure soit intégrée sur une largeur d'impulsion, le signal ainsi obtenu est un paquet de M

échantillons de durée  $\tau$ , reçus aux instants respectifs  $t, t+T_R, t+2 T_R, \dots, t+M.T_R$ . L'instant  $t$  correspond au temps d'un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible. Pour acquérir ces échantillons, il suffit d'effectuer une capture du signal vidéo au milieu de chaque intervalle de temps  $[i\tau, (i+1)\tau]$ , où  $i$  est un entier représentant l'indice de la cellule distance relative à la portée de l'écho reçu. Ce traitement, connu sous le nom d'échantillonnage en portée du signal vidéo, est illustré dans la *Figure II.2*. Il est clair qu'en absence de cible, le signal reçu est un bruit thermique (interne) auquel viendrait se superposer des échos réfléchis appelé «fouillis ou clutter » [34].



**Figure II.2** Echantillonnage en portée du signal vidéo.

- **Discrimination en distance et en vitesse radiale**

La mesure de la distance se ramène en fait à la mesure du temps écoulé entre l'émission d'un signal et sa réception après réflexion. D'autre part, la durée du signal HF impulsivement émis impose un pouvoir discriminatoire en temps, ou délai pendant lequel

il est impossible de séparer deux échos issus de cibles rapprochées. Par conséquent, le pouvoir discriminateur en distance ou résolution est donné par [34].

$$\Delta d = \frac{c\tau}{2} \quad (\text{II. 7})$$

La forme de l'impulsion joue sur la capacité du radar à distinguer deux objets proches (résolution en distance). Donc, pour détecter des cibles plus proches, il faut utiliser une durée d'impulsion plus courte. De ce fait, les cibles situées à une distance équivalente à la durée d'impulsion ne sont pas détectées.

Si nous considérons au niveau de chaque impulsion un signal HF de durée  $\tau$ , de fréquence  $F_e$  et d'amplitude  $A$ , le spectre de l'enveloppe sera de la forme [34]  $A \sin(\tau\pi F_e)$  et la largeur de bande utile devient  $\Delta f = (1/\tau)$ . D'autre part, l'écart entre la fréquence émise et celle reçue s'exprime par :  $F_d = (2V_r/\lambda)$ , où  $V_r$  représente la vitesse radiale de la cible et  $\lambda$  la longueur d'onde émise. En considérant la largeur de bande utile, on obtient une discrimination en vitesse radiale [34] :  $\Delta V_r = (\lambda/2\tau)$ . Remarquons que la discrimination en vitesse est également liée à la largeur d'impulsion. L'interprétation des deux précédentes relations ( $\Delta d$  et  $\Delta V_r$ ) permet de conclure que le traitement d'une seule impulsion (par direction azimutale) ne peut fournir, à la fois, une bonne discrimination en portée et un bon pouvoir séparateur en vitesse. Une des techniques permettant de lever cette ambiguïté, consiste en un traitement cohérent du signal radar sur plusieurs impulsions. Si le radar traite  $M$  impulsions pour une ouverture en azimuth donnée, le pouvoir discriminateur en vitesse (lié à la durée du signal) devient [34].

$$\Delta V_r = \frac{\lambda}{2M\tau} \quad (\text{II. 8})$$

### II.3.2 Composants d'un système radar

Le radar est un ensemble complexe d'éléments électroniques, mais aussi d'éléments électriques et d'éléments mécaniques, ces éléments sont installés soit en fixe, soit en semi-mobile sur des véhicules.

- **L'émetteur/Récepteur**

C'est un oscillateur qui produit des pulsations électromagnétiques à très hautes fréquences (jusqu'à 30GHZ), diffusées au moyen d'une antenne directives. Cet

équipement émet une grande quantité d'énergie puis reçoit, détecte et mesure une fraction infime de celle-ci, renvoyée sous forme d'écho.

- **Le duplexeur**

Dans un radar mon-statique, un duplexeur est un commutateur électronique, qui dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission, ou le signal de retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception. Par conséquent, la même antenne est utilisée pour les deux fonctions, et cela avec une déperdition minimale de puissance.

- **L'antenne**

Son rôle est de rayonner l'onde électromagnétique vers la cible avec le minimum de perte, et contrairement à une antenne radio, l'antenne radar est destinée de façon à concentrer l'énergie des pulsations émise en un faisceau horizontal étroit. Cette antenne est munie d'un moteur à vitesse constante et balaie l'horizon continuellement sur  $360^\circ$ . Pour repérer les cibles, l'antenne émet sur le plan horizontal un faisceau très étroit ( $2^\circ$  à  $4^\circ$ ). Plus l'antenne est large, plus le faisceau est étroit.

Les antennes radar doivent avoir une directivité élevée. La directivité d'une antenne caractérise la manière dont celle-ci concentre son rayonnement dans une direction privilégiée de l'espace. La largeur du faisceau étant proportionnelle à la longueur d'onde du rayonnement et inversement proportionnelle à la largeur de l'antenne.

- **Visualisation**

Le PPI (Plan Position Indicator), ou vue panoramique radar, montre en coordonnées polaires la région de couverture autour du radar. La position de ce dernier est généralement au centre de l'écran mais peut être décalé pour certaines applications. Un rayon rotatif synchronisé avec l'antenne balaie l'écran à la recherche d'objets. La représentation d'un objet sur l'écran est appelée 'spot'.

## II.4 Modèles statistiques de clutter et de cibles

Les émissions électromagnétiques s'accompagnent toujours de parasites ou de bruits et sont, de ce fait, perturbées, voir brouillées. Leur puissance est en général faible et, lorsque la puissance de rayonnement de l'émission - qui décroît avec la distance de la source émettrice - est de l'ordre de grandeur de celle des bruits, l'émission n'est plus

déTECTABLE. L'origine de ces perturbations peut être interne (bruit thermique) ou externe (cibles interférentes et/ou fouillis (clutter)).

#### II.4.1 Le bruit

- **Le bruit thermique**

Le bruit thermique est une source interne de variations aléatoires du signal générées par les composants électroniques. Il apparaît typiquement comme constitué de variations aléatoires superposées au signal d'écho reçu par le radar, Plus la puissance du signal désiré est faible, plus il est difficile de le discerner du bruit thermique. Dans le cas des radars modernes, grâce aux hautes performances de leurs récepteurs, le bruit interne est inférieur ou égal au bruit de l'environnement extérieur.

- **Le bruit de grenaille :**

C'est un bruit électronique, appelé aussi 'shot noise', dû principalement aux heurtes des photons sur la surface de l'antenne, c'est ce qui génère des fluctuations aléatoires dans les courants électroniques [34]. Ce bruit reste négligeable par rapport au bruit thermique.

#### II.4.2 Le fouillis (clutter)

Le clutter représente les échos d'un groupe de réflecteurs situés de façon arbitraire dans l'espace surveillé par le radar. En général, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. On désigne deux types de clutter : le clutter de surface (échos de la mer et de la terre) et de volume (généralement liés aux phénomènes météorologiques).

- **clutter de mer**

L'amplitude du clutter de mer est caractérisée par des fluctuations, assimilées à des processus aléatoires, qui sont décrites par une fonction densité de probabilité PDF. Quand les échos de la mer sont modélisés par un nombre de réflexions indépendantes de même grandeur, cas d'un radar à basse résolution, l'enveloppe de l'écho résultant est décrite par une PDF Rayleigh. Dans le cas d'un radar à haute résolution, il existe d'autres modèles qui ont été proposés pour représenter le clutter de mer, tel que le modèle weibull composé (CW) et le modèle K [30].

- **clutter atmosphérique**



Les performances de certains radars peuvent être affectées par la présence de particules météorologiques. En basse fréquence, ce type de clutter n'a pas d'effet significatif, mais en hautes fréquences, il peut causer un masquage pour l'opérateur radar [36].

Ces deux types de clutter sont tels que le rapport du signal sur clutter (Signal to Clutter Ratio, SCR) est très grand par rapport au rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio, SNR).

Le clutter peut être considéré comme homogène ou non homogène. La non homogénéité est causée essentiellement par l'effet de bord de clutter et/ou par la présence des cibles interférentes.

- **Bord de Clutter**

Dans la détection radar, une transition entre deux milieux de natures différentes telle que la transition d'un milieu terrestre vers un milieu maritime ou d'une zone claire vers une zone nuageuse et inversement produit un changement brusque dans la puissance du clutter. Cette transition est appelée bord de clutter [34].

Dans cette situation, deux cas peuvent se présenter :

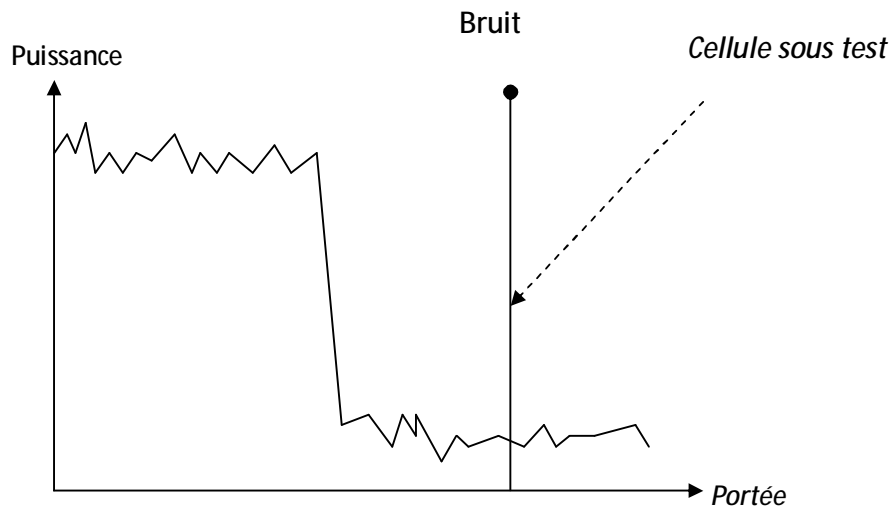
Le premier se produit lorsque la cellule sous test (CUT) baigne dans le bruit thermique alors qu'une partie des cellules de référence contient du clutter et du bruit thermique. Dans ce cas, le niveau du seuil de détection augmente, ce qui a pour effet de dégrader la détection. Ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect) et est illustré dans la *Figure II.3*.

Le deuxième problème, quant à lui, se manifeste lorsque la cellule sous test baigne dans le bruit thermique et le clutter, alors qu'une partie des cellules de référence contient du bruit thermique uniquement. Dans ce cas, comme le montre la *Figure II.4*, le seuil de détection diminue et le nombre de fausses alarmes devient important.

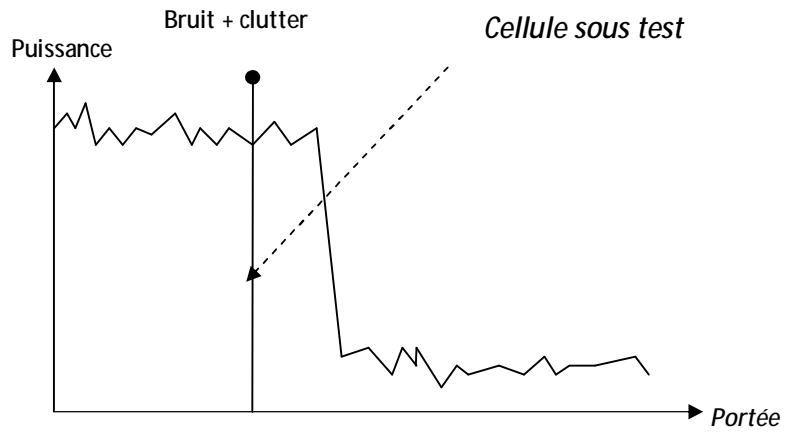
- **Cibles interférentes**

Elles peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics. Elles peuvent se situer en aval ou en amont de la cellule sous test. Dans ce cas, le seuil de détection augmente et par conséquent, la probabilité de détection diminue. Ce phénomène que nous avons illustré en *Figure II.5*, est connu sous le nom de l'effet de capture (Capture effect).

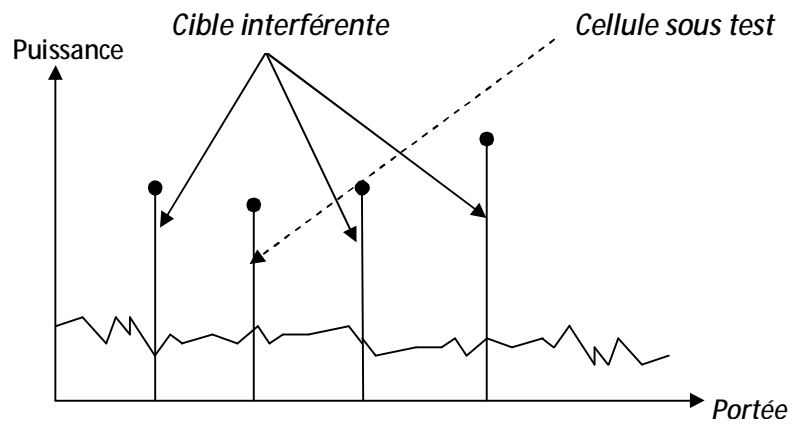
La *Figure II.6* montre une situation dans laquelle il y a une mixture de tous les cas précédents. Ceci rend donc la détection extrêmement complexe et fait de ce modèle le cas le plus général. En général, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. La capacité d'un radar à surmonter ces nuisances définit son rapport signal sur bruit (SNR). Plus le SNR est grand, plus le radar peut séparer efficacement une cible des signaux parasites [2].



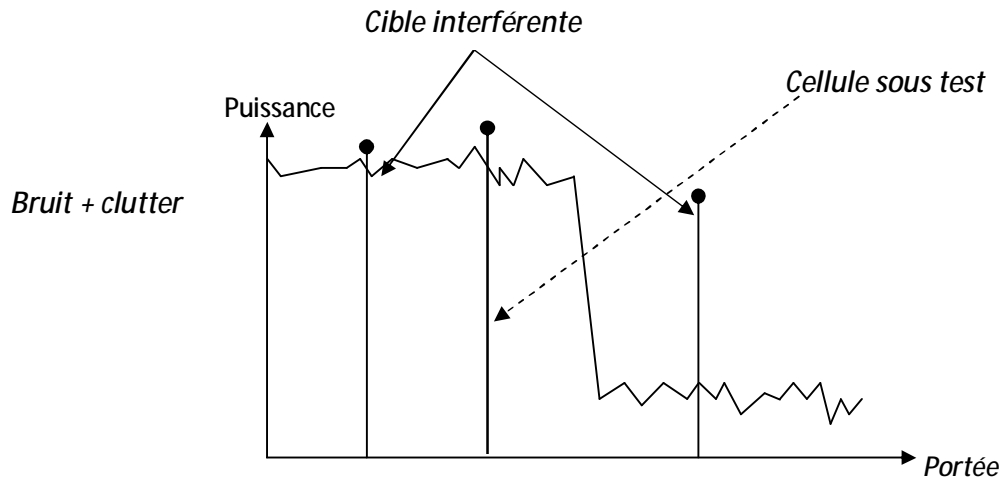
**Figure II.3** Bord du clutter : Cellule sous test dans le bruit.



**Figure II.4** Bord du clutter: Cellule sous test dans le clutter.



**Figure II.5** : Situation de présence de cibles Interférentes



**Figure II.6** Situation de présence de Cible interférentes et de bords de clutter.

### II.4.3 Modèles de cibles

- **Cas de cible ponctuelle :**

En basse résolution, deux modèles de cibles fluctuantes sont considérés. Le premier considère la cible comme étant un ensemble de plusieurs réflecteurs élémentaires de même taille. L'enveloppe du signal réfléchi d'une telle cible à la sortie du détecteur quadratique suit une loi de Rayleigh [2] de la forme.

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{II.9})$$

Où  $x$  est l'amplitude du signal et  $\sigma^2$  la variance de la cible.

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

$$f(x) = \frac{9x^3}{2\sigma^4} \exp\left(-\frac{3x^2}{2\sigma^2}\right), x \geq 0 \quad (\text{II.10})$$

Pour étudier le signal cible dans le cas de plusieurs impulsions , il est nécessaire de prendre en compte les mouvements de la cible pendant le temps l'exposition TOT [ 2] .Deux types de fluctuations sont considérées [2] :

-Cible lentement fluctuante : L'écho de la cible ne change pas de valeur pendant toutes les impulsions émises. Donc, c'est la même réalisation de la même variable aléatoire.

-Cible rapidement fluctuante : L'écho de la cible change de valeur d'une impulsion à l'autre. Les échantillons reçus sont des réalisations différentes de la même variable aléatoire.

A partir des distributions (II.9) et (II.10) ainsi que des degrés de fluctuation, les quatre modèles Swerling fluctuants sont définis comme suit:

**Swerling I (SWI):** Cible lentement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (II.9)

**Swerling II (SWII):** Cible rapidement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (II.9)

**Swerling III (SWIII):** Cible lentement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (II.10)

**Swerling IV (SWIV):** Cible rapidement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (II.10)

- **Cas de cibles réparties**

Les radars à haute résolution HRR (High Resolution Radar) permettent une amélioration des performances de détection, par rapport aux radars à basse résolution. Cette amélioration dépend essentiellement de deux facteurs [29].

- L'augmentation de la résolution du radar réduit l'énergie rétrodiffusée par cellule.

- L'énergie rétrodiffusée par des cibles réparties (resolved scatterers) introduit moins de fluctuations que l'énergie rétrodiffusée par une cible conventionnelle (unresolved point target).

Ainsi, en détection HRR, nous ne parlons plus d'une cible ponctuelle mais plutôt de cibles réparties, car l'énergie retro diffusée dans ce type de radars est répartie sur un nombre ' $N_p$ ' de cellules, appelées cellules primaires contenues dans le groupe sous test. Ce concept est appelé MDS (Multiple Dominant Scatterers), et permet de définir l'énergie rétrodiffusée par chacune des  $N_p$  cellules.

Le tableau II.1 illustre un exemple de modèles MDS [30]. On y voit clairement comment est répartie l'énergie dans chaque cellule en fonction de sa position dans le groupe sous test. L'énergie totale  $\Delta$  dans le groupe sous test correspond à la somme pondérée des amplitudes  $X_0^k$ , contenues dans les  $N_p$  cellules primaires, c'est-à-dire

$$\Delta = \sum_{k=1}^{N_p} X_0^k \quad (\text{II. 11})$$

k \ N <sup>o</sup> du modèle	1	2	3	4
1	1/4	1/2	1/4	1/4
2	1/2	1/2	1/4	0
3	1/2	1/2	0	0

**Tableau II.1** Modèles de répartition d'énergie pour  $N_p=4$ . Le contenu du tableau représente les coefficients de pondération  $a_k$

Dans ce cadre, nous proposons d'utiliser des profils d'énergie symétriques, où la plus grande proportion d'énergie est concentrée dans la cellule centrale ( $N_p$  étant un nombre impair). L'énergie totale peut donc être assimilée à une combinaison linéaire de  $N_p$  cibles de type SW1 ou SW2, ayant le même paramètre ( $\sigma$ ) mais issues de différentes

réalisations, dont les coefficients de pondération sont données par  $a_k$ . Dans ce cas, l'énergie totale du groupe sous test est donnée par l'équation (II.11).

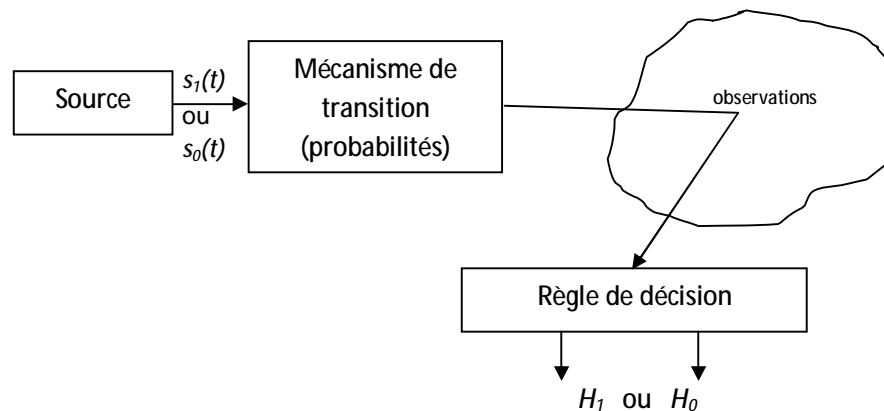
## II.5 Détection adaptative CFAR

Les critères de décision binaire reposent sur l'utilisation des tests d'hypothèses statistiques permettant de décider de la présence ou de l'absence d'une cible à partir d'une observation noyée dans du bruit de fond (bruit thermique, clutter).

### II.5.1 Tests d'hypothèses

Le principe du test d'hypothèses pour le cas d'une décision binaire, dont les hypothèses statistiques sont désignées par  $H_1$  et  $H_0$ , sont illustrées par la *Figure II.7*. Une cellule dans l'espace de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux signaux:

- (i)  $s_1(t)$ , sous  $H_1$  contient le signal utile de la cible,  $s(t)$ , et le bruit additif,  $n(t)$ .
- (ii)  $s_0(t)$ , sous  $H_0$ , ne contient que le bruit,  $n(t)$ .



**Figure II.7** Décision entre deux hypothèses alternatives

La décision finale de l'opération de détection est liée aux deux hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ . Chacune de ces deux hypothèses est basée sur un critère de décision, et correspond à une ou plusieurs observations qui sont représentées par des variables aléatoires. Le récepteur décide laquelle de ces observations est vraie. Autour de ce concept, on définit les probabilités suivantes :

- 1-La probabilité de détection,  $P_d$  : décider  $H_1$  alors que  $H_1$  est vraie
- 2-La probabilité de détection nulle  $P_{nulle}$  : décider  $H_0$  alors que  $H_0$  est vraie
- 3-La probabilité de non détection (miss),  $P_m$  : décider  $H_0$  alors que  $H_1$  est vraie
- 4-La probabilité de fausse alarme,  $P_{fa}$  : décider  $H_1$  alors que  $H_0$  est vraie

Il existe plusieurs critères de décision sont utiliser, on en cite [37]:

- Critère de Bayes

Ce critère se base sur deux suppositions principales, la première est la connaissance au préalable des probabilités à priori  $P_1$  et  $P_0$  et, qui sont associées respectivement aux hypothèses  $H_1$  et  $H_0$ . La seconde consiste à attribuer un coût à chaque décision, parce que les conséquences des décisions ne sont pas les mêmes. Donc, on distingue quatre types de coûts :  $C_{11}$ ,  $C_{00}$ ,  $C_{01}$  et  $C_{10}$ , qui sont associés respectivement aux cas (1),(2),(3) et (4) ci-dessus mentionnés. Le but du critère de Bayes est de déterminer la règle de décision qui minimise le coût moyen, appelé aussi risque de Bayes.

- Critère du Mini-Max

le critère de Bayes ne peut être appliqué dans le cas où nous n'avons pas suffisamment d'information sur les probabilités à priori. Une autre approche consiste à sélectionner une valeur de  $P_1$  (la probabilité à priori de l'hypothèse  $H_1$ ), pour laquelle le risque est maximum, puis minimiser la fonction risque. C'est le principe du critère du Mini-Max.

- Critère de Neyman-Pearson

Ce critère consiste à rendre la probabilité de détection  $P_d$  maximale ou à minimiser la probabilité de non détection  $P_{miss}$ , sachant que la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$ , est fixée à une valeur  $\alpha$ . Pour cela, on construit la fonction objective suivante [37]



$$J(\tilde{\lambda}) = P_{\text{miss}} + \tilde{\lambda}(P_{\text{fa}} - \alpha) \quad (\text{II. 13})$$

Où  $\tilde{\lambda}$  est le multiplicateur de Lagrange, correspondant au seuil de détection obtenu à partir de la contrainte ( $P_{\text{fa}} = \alpha$ ).

La cellule sous test  $X_0$  est comparée au seuil adaptatif  $T$  selon le test statistique suivant

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} T \quad (\text{II. 14})$$

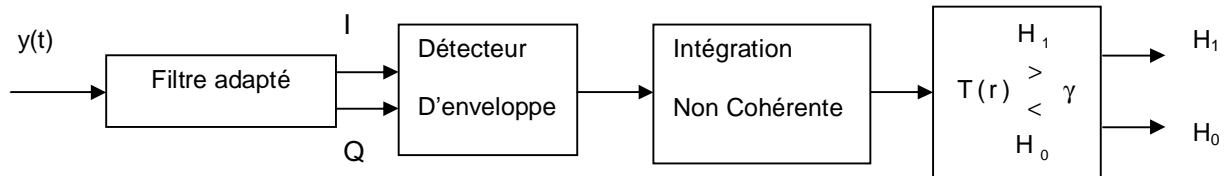
Les probabilités de détection  $P_d$  et de fausse alarme  $P_{\text{fa}}$  s'écrivent, respectivement

$$P_d = \text{Prob}(X_0 \geq (T/H_1)) \quad (\text{II. 15})$$

$$P_{\text{fa}} = \text{Prob}(X_0 \geq (T/H_0)) \quad (\text{II. 16})$$

### II.5.2 Détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate)

La détection utilisant un seuil fixe, *Figure II.8*, n'est pas appropriée dans le cas où l'environnement est inhomogène puisqu'elle conduit à un nombre très élevé de fausses alarmes. Car ce dernier est affecté par les paramètres (inconnus) de l'environnement. Pour surmonter cette ambiguïté, le seuil doit être adapté localement à l'environnement opérationnel du radar. Il s'agit des techniques de détection d'adaptative (Algorithmes CFAR) qui permettent d'ajuster les seuils de détection en se basant sur une plage de cellules, de telle façon à ce que toute variation du clutter ou de l'environnement, d'une manière générale, influe très peu sur la constance de la probabilité de fausses alarmes.



**Figure II.8** Détection Radar à seuil fixe

La sortie du détecteur quadratique est échantillonnée en portée pour former les cellules de résolution. L'écho de la cible primaire est observé dans la cellule sous test, alors que, les échos des cibles secondaires (interférences) sont observés dans les cellules de références. La détection CFAR est un algorithme de traitement de signal numérique par lequel une cible est déclarée présente dans la cellule sous test, tout en maintenant un taux de fausses alarmes constant. Son principe est basé sur la prise de décision en comparant le signal dans la cellule sous test avec un seuil adaptatif, en présence du bruit thermique dans les cellules adjacentes, comme cela est montré dans la *Figure II.9*.

$Z = F(X_1, X_2, \dots, X_N)$  qui est un estimateur local du bruit de fond, représente la principale différence entre les divers détecteurs CFAR proposés dans la littérature radar [34], tels que le CA, GO, SO, ainsi que l'OS et le CMLD.

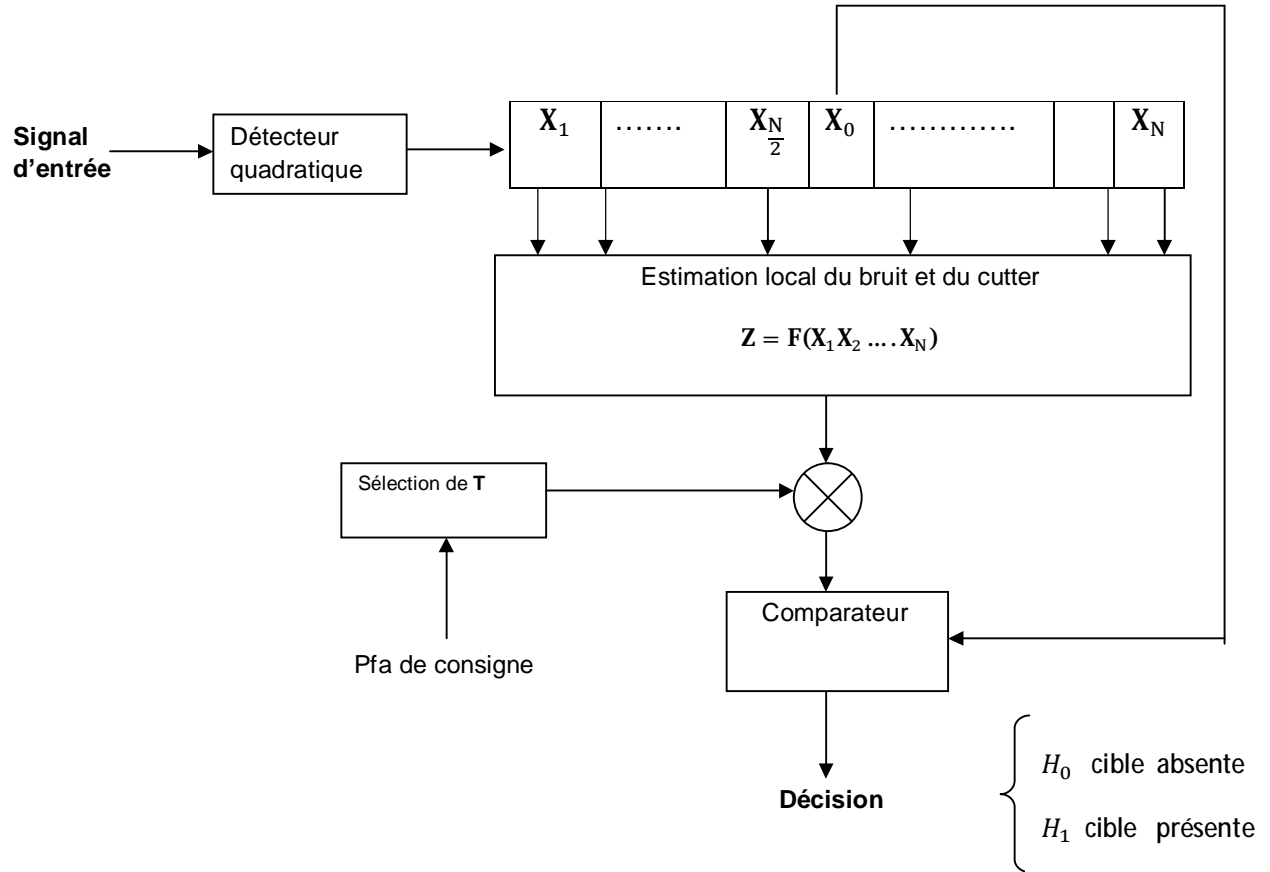


Figure II.9 Schéma synoptique général d'un détecteur CFAR.

# *Chapitre III*

## *Détection CFAR de cibles MDS dans un clutter K-distribué*

**III.1 Introduction**

**III.2 Formulation du problème**

**III.3 Estimation des paramètres de la distribution K**

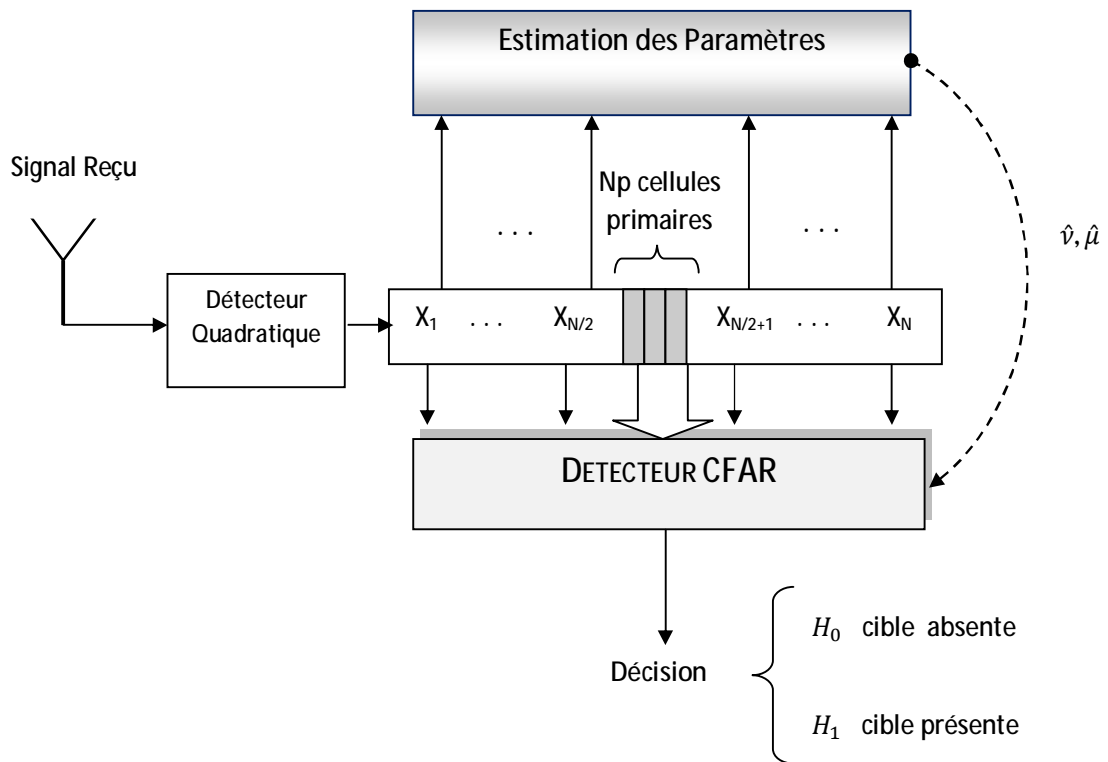
**III.4 Approche proposée : Détection CA-LT**

**III.5 Eléments de comparaison**

### III.1 Introduction

Plusieurs modèles combinant divers types de cibles à divers types de clutter existent dans la littérature [2-30]. Dans ce chapitre nous abordons le problème de la détection CFAR de cibles ponctuelles et de cibles réparties (à énergie spatialement distribuée) dans un clutter homogène K-distribué, dont la texture est partiellement corrélée d'une cellule à une autre.

Il est important de noter que nous ne disposons pas d'information a priori concernant les paramètres de la distribution K, en l'occurrence le paramètre de forme  $\nu$  et le paramètre d'échelle  $\mu$ . Nous savons également que le choix du seuil adaptatif, maintenant une Pfa constante, dépend fortement de ces deux paramètres, ce qui impose l'utilisation d'une procédure d'estimation en association avec notre détecteur, comme illustré à la *Figure III.1*.



**Figure III.1** Détection CFAR avec estimation des paramètres .

Plusieurs méthodes ont été proposées pour l'estimation des paramètres de la distribution K, telles que la méthode des moments d'ordre deux et quatre, la méthode des moments

d'ordre fractionnaire, ainsi que la procédure d'estimation, qui combine la méthode du maximum Likelihood ML, avec celle des moments MOM, appelée procédure ML/MOM [31].

Par ailleurs, il a été établi que le modèle MDS s'avère le mieux adapté à la modélisation des cibles en détection haute résolution HRR [30].

Compte tenu de ces hypothèses, nous proposons une approche de détection, dite CA-LT, ou détecteur à niveau moyen (CA) basé sur l'utilisation des tables de correspondance, contenant les valeurs indexées du facteur de seuillage (T), dont la sélection s'effectue après estimation, en temps réel, des paramètres par la méthode ML/MOM.

### III.2 Formulation du problème et approche retenue

Le problème auquel nous nous intéressons est celui de la détection CFAR de cibles spatialement réparties du type MDS, dans un clutter homogène K-distribué, partiellement corrélé d'une cellule à l'autre (texture partiellement corrélée et speckle décorrélé), dont les paramètres sont inconnus.

La probabilité de fausse alarme, Pfa, du détecteur à niveau moyen CA n'ayant pas d'expression exacte (closed form) en milieu Gaussien composé, elle ne peut être évaluée par des méthodes analytiques. Pour contourner ce problème, nous sommes amenés à calculer le facteur de seuillage T qui maintient une Pfa constante par des moyens de simulations.

Par conséquent, il s'agit de fixer une valeur initiale du facteur T pour chaque couple de paramètres. Cette valeur est ajustée graduellement, pour chaque couple  $(\nu, \mu)$ , jusqu'à obtention de la pfa désirée. Cette procédure est illustrée au niveau de la figure 3.2. Ainsi les valeurs de T, empiriquement pré-calculés, seront tabulées en fonction des paramètres de forme et d'échelle, puis indexés par leurs valeurs estimées en temps réel.

Les valeurs estimées  $(\hat{\nu}, \hat{\mu})$ , seront approximées aux valeurs entières ou demi entières les plus proches, permettant ainsi au détecteur CA-LT de commuter vers le facteur T correspondant. C'est précisément ce facteur (T) qui sera utilisé pour effectuer le test statistique afin de décider de l'absence ou de la présence de la cible dans le groupe de cellules sous test.

Il est tout aussi important de rappeler qu'en détection à haute résolution (HRR), la cible n'est plus perçue comme étant un seul réflecteur, mais plutôt comme un ensemble de

réflecteurs dominants (MDS). De ce fait, l'énergie réfléchiée par la cible sera spatialement répartie et devrait être présente dans un groupe de  $N_p$  cellules, appelées cellules primaires, contenues dans le groupe sous test. A cette fin, deux profils de répartition d'énergie ont été retenus dans le cadre de ce travail. Chaque profil est caractérisé par le nombre de cellules primaires et par la loi de répartition de l'énergie au sein des positions des cellules.

Par ailleurs, il est à noter que les auteurs [28] ont analysé le détecteur CAL dans le cas d'un clutter Gaussien composé, dont les paramètres d'échelle et de forme sont supposés a priori connus. Aussi, il est évident de constater que les conditions dans lesquelles a été analysé le détecteur CAL [28] ne correspondent pas à nos hypothèses (paramètres inconnus). Par conséquent, il devient impératif d'adapter le schéma de détection CAL à nos hypothèses, en proposant une nouvelle structure qui intègre la procédure d'estimation des paramètres ML/MOM. Enfin, dans le but de comparer les performances du détecteur proposé à celles du CAL, dans le cas de cibles réparties, nous proposons l'utilisation des mêmes modèles de répartition d'énergie que ceux utilisés pour le détecteur CA-LT.

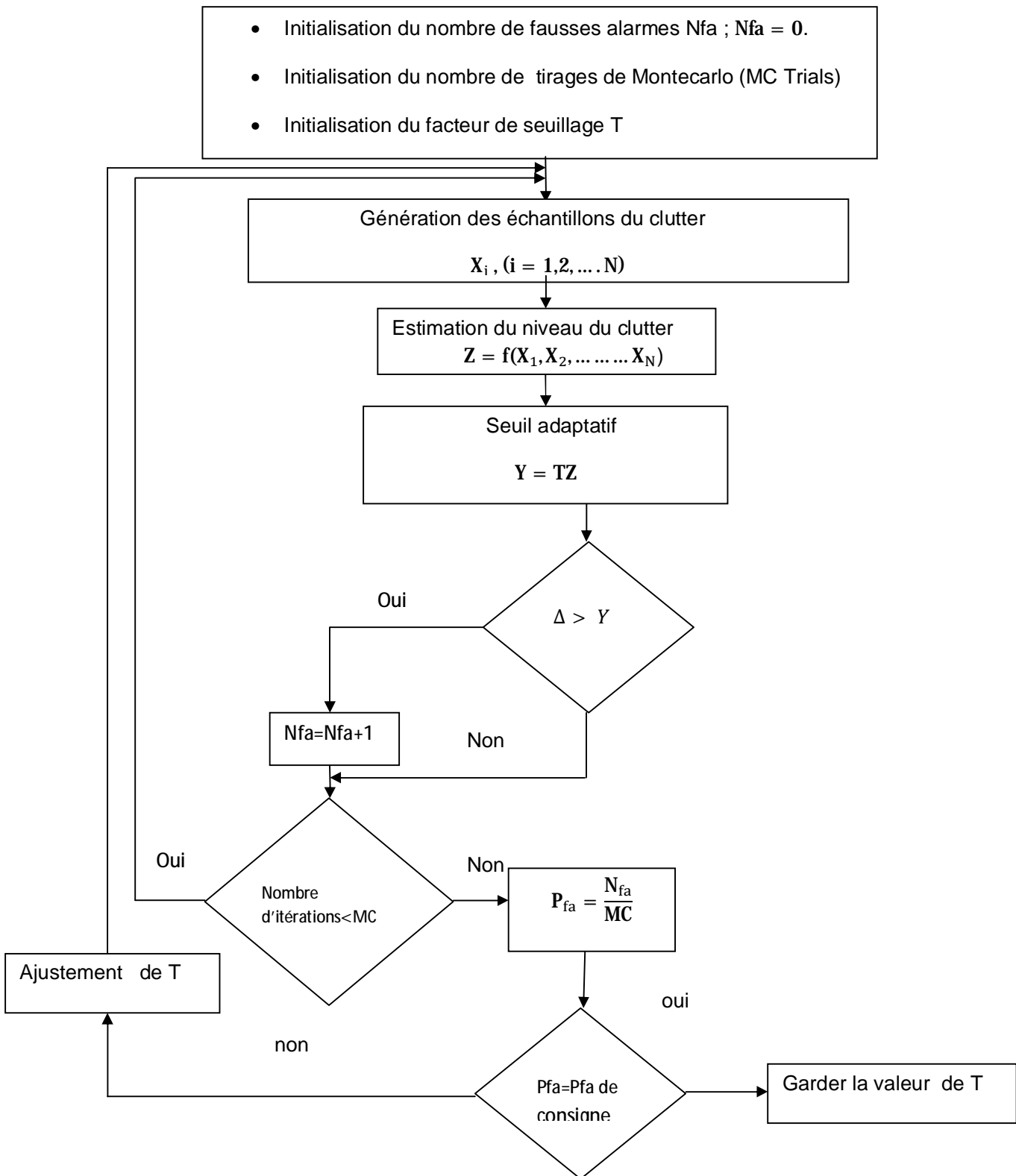


Figure III.2 Calcul du facteur de seuillage par la méthode de Monte Carlo.



- Pour le CA-LT, nous avons  $Z = \sum_{i=1}^N X_i$
- Pour le CAL, nous avons  $Z = \bar{\tau} = \exp(\bar{t})$
- La sortie du groupe sous test est  $\Delta = \sum_{k=1}^{Np} a_k X_0^k$

Dans le cas d'une cible ponctuelle ( $Np=1$ ), nous utilisons la procédure illustrée par la *Figure III.2*, en remplaçant  $\Delta$  par  $X_0$ .

### III.3 Estimation des paramètres

#### III.3.1 Introduction

Pour les radars à haute résolution HRR, les distributions les plus adaptées pour la modélisation du clutter sont de nature bi-paramétrique telles que : la distribution Weibull, log-normal et la distribution-K [18-38]. Une particularité de toutes ces distributions est le fait qu'elles possèdent une queue (tail) beaucoup plus longue et plus étalée que celle de la distribution Gaussienne, elles sont donc particulièrement utilisées pour représenter le clutter de mer [39-40]. A cet effet, nous consacrons une partie de cette section à l'étude des caractéristiques de la distribution K.

#### III.3.2 Clutter de mer

- **Définition**

L'évolution dynamique de la mer peut être caractérisée par deux paramètres : son état et la direction des vagues. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues. Il existe deux types de vagues qui apparaissent à la surface de la mer : les vagues de capillarité et la vagues de gravité [41].

La vagues de capillarité représentent l'effet du vent et le speckle est la conséquence de ce type de vagues et il présente un temps de corrélation d'environ 10 ms à fréquence fixe et est dé-corrélé par l'agilité de fréquence [41]. Ces vagues sont superposées aux vagues de gravité, dont la conséquence est la composante 'texture', et elles présentent des longueurs de corrélation beaucoup plus longues [41] et elles ne sont pas dé-corrélées par l'agilité de fréquence. Plusieurs travaux expérimentaux ont été réalisés sur les bases de

données réelles pour étudier les propriétés statistique et spectrale du clutter de mer, et ont confirmé [42-43-44].

Le processus K, est l'équivalent de la modulation de la puissance du speckle (composante rapidement fluctuante), dont l'enveloppe est Rayleigh distribuée, par un processus aléatoire Gamma distribué (composante lentement fluctuante). Ainsi, à l'entrée du détecteur quadratique, le signal clutter est le produit de deux variables aléatoires, relatif à la  $i^{\text{ème}}$  cellule de portée, est donnée par [45]

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

Où

$-S_i, (i = 0, 1, \dots, N)$ : sont des variables aléatoires complexes, Gaussiennes, de moyenne nulle et de variance fixe, appelées speckle.

$-\sqrt{\tau_i}, (i = 0, 1, \dots, N)$  est un processus aléatoire, réel et positif, de moyenne et de variance fixe, appelé texture.

Par conséquent, si la texture est Gamma distribuée, les amplitudes du clutter  $X_i$ , suivent une distribution-K, dont la Pdf est donnée par

$$f(X_i) = \frac{4}{\mu \Gamma(\nu)} \left(\frac{X_i}{\mu}\right)^\nu K_{\nu-1}\left(\frac{2}{\mu} X_i\right) \quad (\text{III. 2})$$

Où  $K_\nu$  est la fonction de Bessel modifiée,

$\nu$  est le paramètre de forme, qui dépend de l'état de la mer, et  $\mu$  est le paramètre d'échelle.  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction Gamma.

- **Propriétés statistiques de la distribution K**

- **Les moments d'ordre k de la distribution K**

Les moments d'ordre k sont donnés par [37]

$$E(X^k) = \mu^k \frac{\Gamma\left(\nu + \frac{k}{2}\right) \Gamma\left(1 + \frac{k}{2}\right)}{\Gamma(\nu)} \quad (\text{III. 3})$$

Où  $\Gamma\left(\nu + \frac{k}{2}\right)$  est la fonction Gamma évaluée au point  $\left(\nu + \frac{k}{2}\right)$ . Elle est définie par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} x^{a-1} e^{-x} dx \quad a > 0 \quad (\text{III.4})$$

L'intégrale ci-dessus converge pour  $a > 0$ . En intégrant par parties pour  $u = x^{a-1}$  et  $dv = e^{-x} dx$ , nous obtenons [36]

$$\Gamma(a) = (a - 1) \int_0^{\infty} x^{a-2} e^{-x} dx = (a - 1)! \quad (\text{III.5})$$

En particulier, nous avons [36]:

$$\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi} \quad (\text{III.6})$$

Avec  $\Gamma(1) = \Gamma(2) = 1$

La moyenne ou le moment d'ordre 1 est donné par [36]

$$\mathbf{E}[\mathbf{X}] = \sqrt{\pi} \frac{\Gamma\left(\mu + \frac{1}{2}\right)}{\Gamma(\mu)} \quad (\text{III.7})$$

La puissance ou le moment d'ordre 2 est donné par [36]

$$\mathbf{E}[\mathbf{X}^2] = \mu^2 \nu \quad (\text{III.8})$$

- **La variance**

Par conséquent, la variance est donnée par

$$\mathbf{Var}[\mathbf{X}] = \mu^2 \nu - (\mathbf{E}[\mathbf{X}])^2 \quad (\text{III.9})$$

### III.3.3 Méthode du ML/MOM

Les paramètres de la distribution K sont, en général, inconnus et doivent être estimés en temps réel. Plusieurs méthodes d'estimation ont été proposées tels que la méthode des moments d'ordre deux et quatre, la méthode des moments d'ordre fractionnaire ainsi que la méthode du ML/MOM [31]. Dans ce qui suit, nous nous intéressons à la méthode du ML/MOM dans le but d'expliquer son utilité dans l'élaboration de notre travail.

Cette méthode, comme son nom l'indique, combine deux méthodes distinctes : celle du ML (Maximum Likelihood), ainsi que la méthode des moments (MOM) [31].

L'estimation du paramètre d'échelle  $\hat{\mu}$  est donnée par [31]

$$\hat{\mu} = \frac{1}{2} \exp \left( \frac{\gamma - \Psi(\hat{\nu} + 1)}{2} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(X_i) \right) \quad (\text{III. 10})$$

Où

$\gamma$  représente le constante d'Euler ( $\gamma = 0.5772$ ).

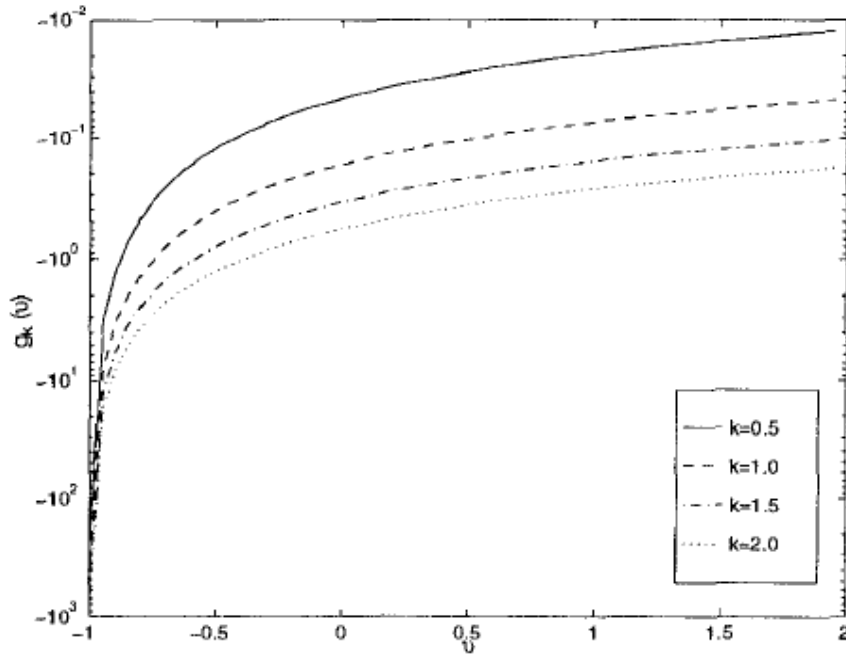
$X_i$  ( $i=1, N$ ) représentent les échantillons du clutter.

$\Psi(\cdot)$  représente la fonction digamma.

L'estimation du paramètre de forme  $\hat{\nu}$  se fait en utilisant la fonction  $g_k(\hat{\nu})$  définie par [31]

$$g_k(\hat{\nu}) = \log \left[ \frac{\Gamma(\hat{\nu} + 1)}{\Gamma(\hat{\nu} + 1 + \frac{k}{2})} \right] + \frac{k\Psi(\hat{\nu} + 1)}{2} \quad (\text{III. 11})$$

La *Figure III.3*, montre les valeurs de la fonction  $g_k(\nu)$ , calculée à partir de l'équation (3.11) pour différentes valeurs du paramètre de forme  $\nu$  et différentes valeurs de  $k$  (0.5, 1, 1.5, 2).



**Figure III.3** Fonction  $g_k(v)$  pour différentes valeurs du paramètre de forme.

D'une autre part, la fonction  $g_k(\hat{v})$  peut également être exprimée en fonction des échantillons du clutter  $X_i$  par l'équation [31]

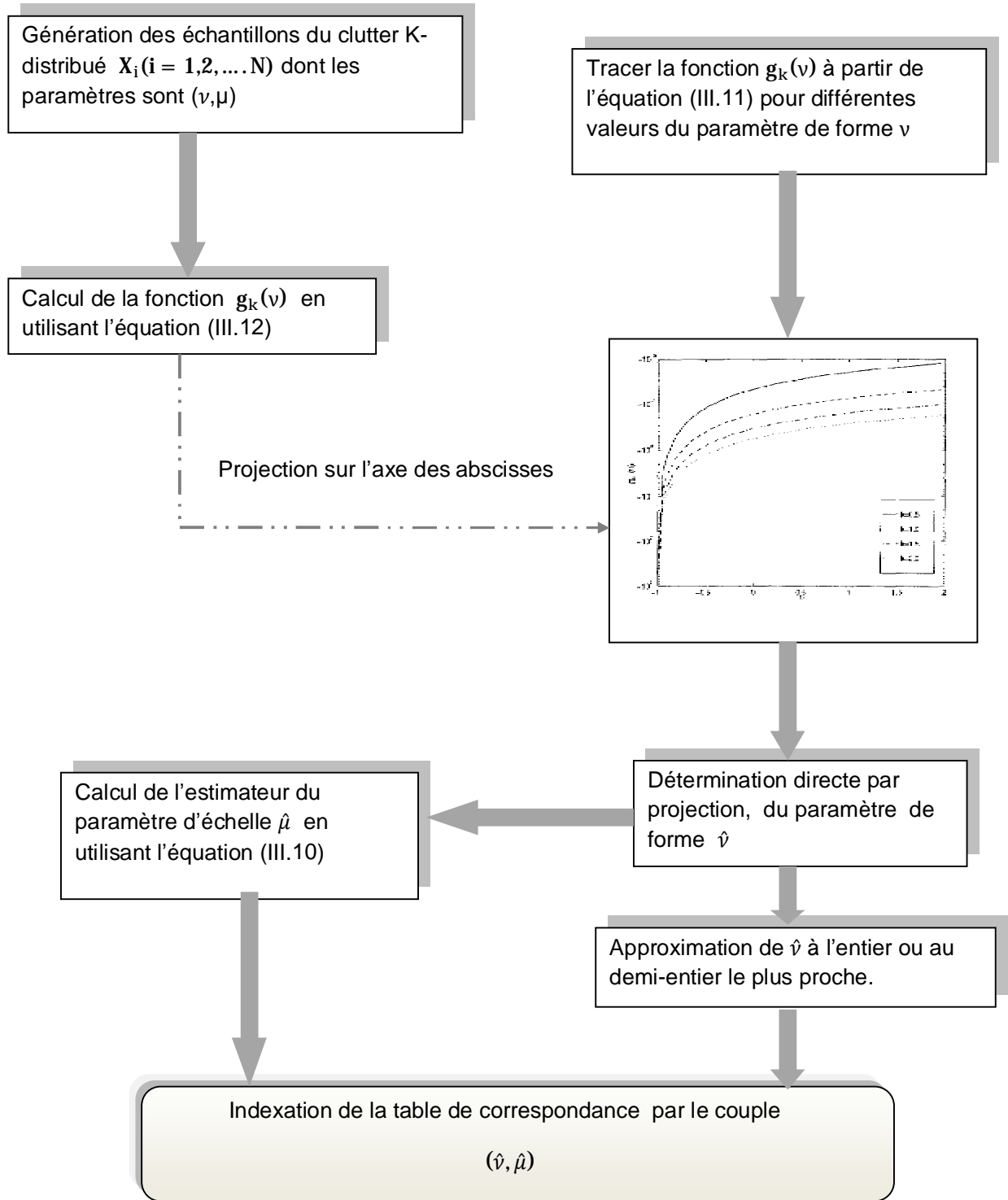
$$g_k(\hat{v}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(X_i^k) - \log \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^k \right] + \frac{k\gamma}{2} + \log \left[ \Gamma \left( 1 + \frac{k}{2} \right) \right] \quad (\text{III.12})$$

A partir de l'équation (III.12), l'estimation du paramètre de forme  $\hat{v}$  est donnée par :

$$\hat{v} = g_k^{-1} \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(X_i^k) - \log \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^k \right] + \frac{k\gamma}{2} + \log \left[ \Gamma \left( 1 + \frac{k}{2} \right) \right] \right) \quad (\text{III.13})$$

Où  $g_k^{-1}(\cdot)$  est la fonction inverse de la fonction  $g_k(\cdot)$

La fonction  $g_k^{-1}(\cdot)$  n'a pas d'expression analytique, mais la solution numérique est facile à implémenter (en utilisant une méthode graphique) afin de calculer  $\hat{\nu}$ . Une fois le paramètre  $\hat{\nu}$  calculé, l'estimation du paramètre d'échelle  $\hat{\mu}$  peut être directement calculée à partir de l'équation (III.10). Le schéma fonctionnel décrivant la procédure d'estimation des paramètres est illustré par la *Figure III.4*



**Figure III.4** Schéma fonctionnel de la procédure ML/MOM pour l'estimation des paramètres.

### III.4 Approche proposée : Détection CA-LT

- **Cas d'une cible ponctuelle**

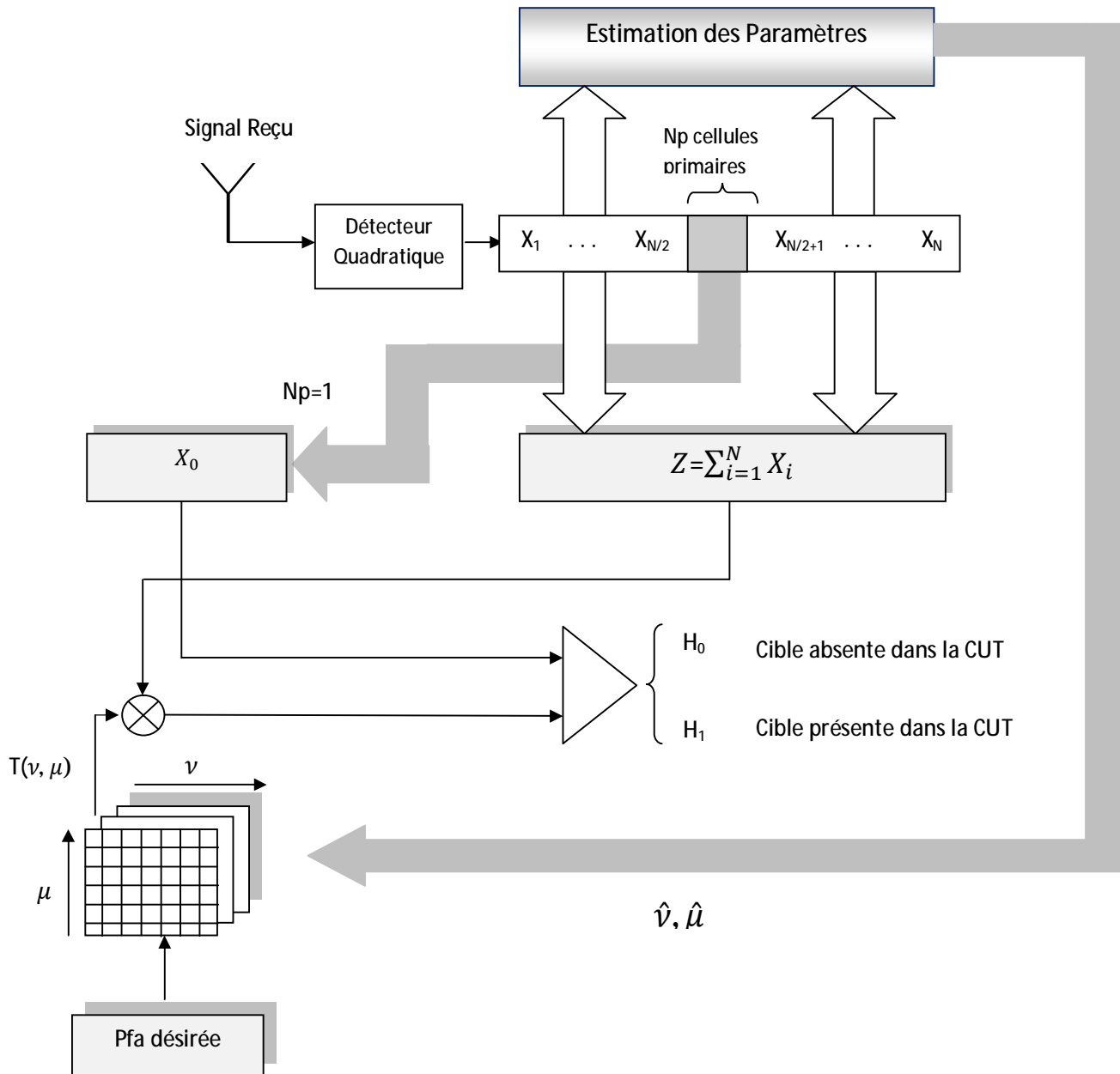
La structure générale du détecteur CA-LT, illustrée par la *Figure III.5*, est telle que les sorties  $X_i$  du détecteur quadratique, sont envoyées de façon sérielle vers une ligne à retard de longueur  $N + 1$ ,  $\{X_i : i = 0, 1, \dots, N\}$ , où  $X_0$  représente la cellule sous test supposée contenir la cible, tandis que les  $X_i$ ,  $i = 1, \dots, N$  correspondent à un nombre pair de  $N$  cellules de références. Celles-ci entourent la cellule sous test et permettent d'estimer le niveau du clutter, i. e, le seuil adaptatif, auquel est comparée la sortie de la cellule sous test pour décider de la présence ou de l'absence de la cible.

Les valeurs du facteur de seuillage  $T$ , permettant le maintien d'une  $P_{fa}$  constante, ont été calculées, en offline, par la méthode empirique illustrée dans la *Figure III.2*, pour être ensuite stockés dans des tables de correspondance. En mode de fonctionnement en temps réel, ces coefficients sont indexés par les valeurs estimés  $(\hat{\nu}, \hat{\mu})$ , permettant ainsi la commutation vers la valeur adéquate du facteur  $T$ .

Par conséquent, la décision concernant la présence ou l'absence d'une cible ponctuelle (correspondant à  $N_p=1$ ) dans la cellule sous test, s'effectue selon le test statistique suivant :

$$X_0 \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{<} TZ \quad (III. 14)$$





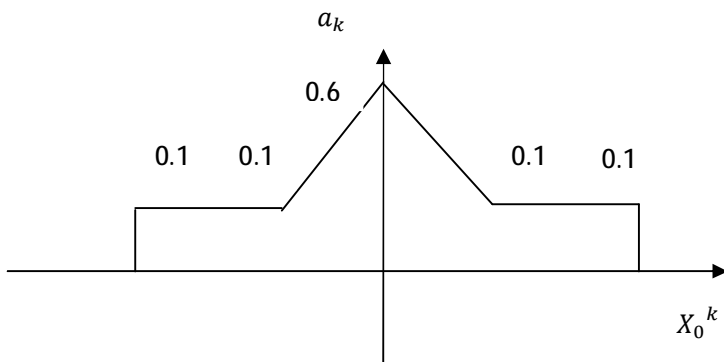
**Figure III.5** Structure du détecteur CA-LT pour la détection d'une cible ponctuelle ( $N_p=1$ ).

- **Cas de cibles réparties**

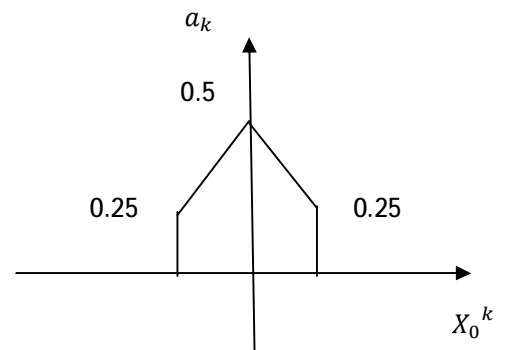
La notion de cibles spatialement réparties est directement liée à la dimension de la cible relativement à la résolution utilisée. Ainsi, en détection HRR, une cible n'est plus perçue comme un seul réflecteur, mais plutôt comme étant un ensemble de réflecteurs dominants (MDS ou multiple Dominant Scattered Centers). Par conséquent, au niveau de la réception, l'énergie retro diffusée par une cible répartie (modèle MDS déterministe) se retrouve vraisemblablement présente au niveau d'un groupe de cellules [29]. Aussi, il est plus convenable dans de telles situations, de parler de présence ou d'absence de cible parmi un groupe de  $N_p$  cellules sous test, appelées communément: Cellules primaires. Il est évident que le cas de cibles ponctuelles, correspondrait à  $N_p=1$ .

Dans les modèles MDS, il est impératif de déterminer [30] la position des réflecteurs dominants au sein des cellules primaires (groupe sous test), ainsi que la proportion de l'énergie retro diffusée au niveau de chaque position. La notion de profil MDS est caractérisée par la répartition de cette énergie au niveau des cellules dites primaires.

Dans notre cas, nous proposons les profils de répartition d'énergie données par les *Figures (III.6) et (III.7)*, correspondant respectivement aux cas  $N_p=5$  et  $N_p=3$ .



**Figure III.6** Profil d'énergie pour  $N_p = 5$



**Figure III.7** Profil d'énergie pour  $N_p = 3$

Où  $N_p$  est le nombre de cellules primaires, et  $a_k$  les coefficients de pondération (répartition de l'énergie).

Rappelons que l'énergie totale reçue par les  $N_p$  cellules primaires, est donnée par

$$\Delta = \sum_{k=1}^{N_p} \mathbf{a}_k \mathbf{X}_0^k \quad (\text{III. 15})$$

C'est précisément à partir de ce modèle que nous construisons le test d'hypothèses statistiques. Dans ce cas, la sortie globale du groupe de cellules primaires ( groupe sous test) est comparée au seuil adaptatif pour décider de l'absence ou de la présence d'une cible répartie parmi les  $N_p$  cellules primaires. Par conséquent, le test statistique correspondant au schéma de détection proposé sera

$$\Delta = \sum_{k=1}^{N_p} \mathbf{a}_k \mathbf{X}_0^k \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \mathbf{TZ} \quad (\text{III. 16})$$

A titre d'illustration, la *Figure III.8* montre le schéma synoptique du détecteur CA-LT pour un groupe sous test formé de  $N_p$  cellules primaires.

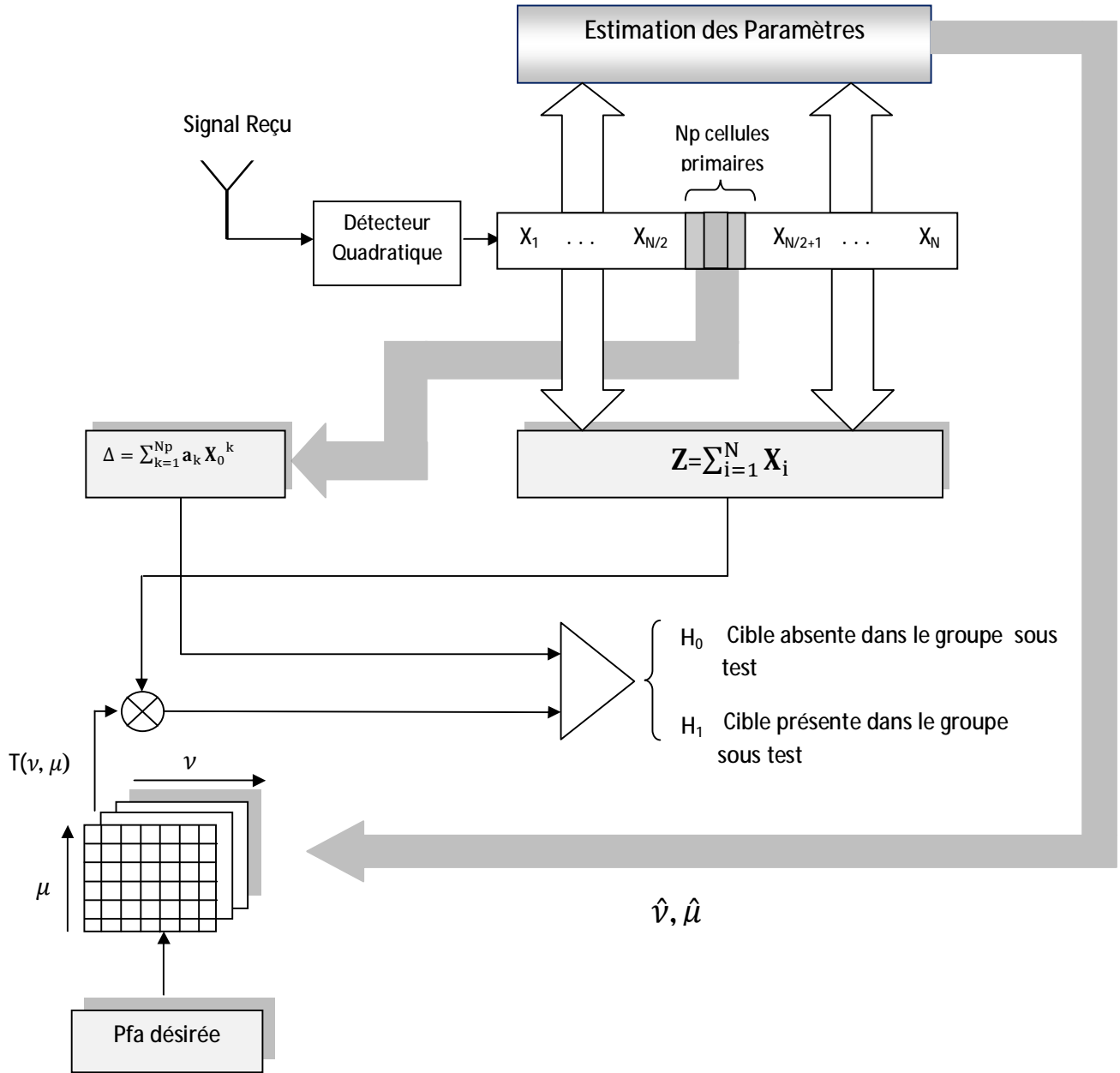


Figure III.8 Structure du détecteur CA-LT pour la détection de cibles réparties.

### III.5 Eléments de comparaison : Détection CAL

Dans le but de comparer les performances du détecteur proposé (CA-LT) à celles du détecteur CAL [28], initialement conçu pour un clutter dont les paramètres de la distribution sont à priori connus, nous proposons une nouvelle structure pour ce dernier afin de l'adapter aux mêmes conditions de fonctionnement du CA-LT, autrement dit pour

la détection de cibles ponctuelles ( $N_p=1$ ) et réparties, avec procédure d'estimation des paramètres ( $\nu, \mu$ ).

- **Cas d'une cible ponctuelle**

Le schéma de détection du CAL, adapté à nos hypothèses, est illustré à la *Figure III.9*, où nous considérons :  $\Delta = X_0$ , car dans le cas de cibles ponctuelle ( $N_p=1$ ).

La première étape est l'application du logarithme aux échantillons du clutter pour obtenir alors un nouveau vecteur  $\underline{w}$  [28].

$$w_i = \ln X_i = \ln(\tau_i) + \ln(S_i) \quad (\text{III. 17})$$

Avec

$$X_i = \tau_i S_i$$

Où  $\tau_i$  représente la composante texture et  $S_i$  représente la composante speckle.

L'estimation de la texture dans le domaine du logarithme est donnée par [28]:

$$\bar{t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln X_i - m_u \quad (\text{III. 18})$$

Il s'agit donc de sommer les valeurs de part et d'autre de la cellule sous test du vecteur  $w$ , et d'en soustraire la quantité  $m_u = -\gamma = -0.5772$  (où  $\gamma$  est la constante d'Euler), qui représente la moyenne des logarithmes des échantillons de la composante speckle [28].

Pour revenir au domaine des intensités, les auteurs [28] ont introduit la fonction exponentielle

$$Z = \bar{t} = \exp(\bar{t}) \quad (\text{III. 19})$$

De la même manière que dans le cas du CA-LT, Les valeurs de T sont calculées, pour chaque couple de paramètres  $(\nu, \mu)$ , par la méthode décrite dans la *Figure III.2.*, puis tabulées pour être, par la suite, indexer par  $(\hat{\nu}, \hat{\mu})$ . Ceci permettra la sélection automatique de la valeur du facteur T la plus appropriée. Par conséquent, le test statistique pour une cible ponctuelle (correspondant à  $N_p=1$ ), est de la forme :

$$X_0 \underset{<H_0}{>H_1} T\bar{\tau} \quad (\text{III. 20})$$

#### • Cas de cibles réparties

La structure du détecteur CAL permettant la détection de cibles réparties (pour  $N_p=3$  et  $N_p=5$ ), avec estimation des paramètres  $(\nu, \mu)$ , est illustrée par la *Figure (III.9)*. L'énergie totale du groupe sous test est comparée au seuil adaptatif pour décider de l'absence ou de la présence d'une cible répartie parmi les  $N_p$  cellules primaires. Par conséquent et afin de prendre en charge le cas des cibles réparties, nous proposons le test statistique suivant

$$\Delta = \sum_{k=1}^{N_p} a_k X_0^k \underset{<H_0}{>H_1} T\bar{\tau} \quad (\text{III. 21})$$

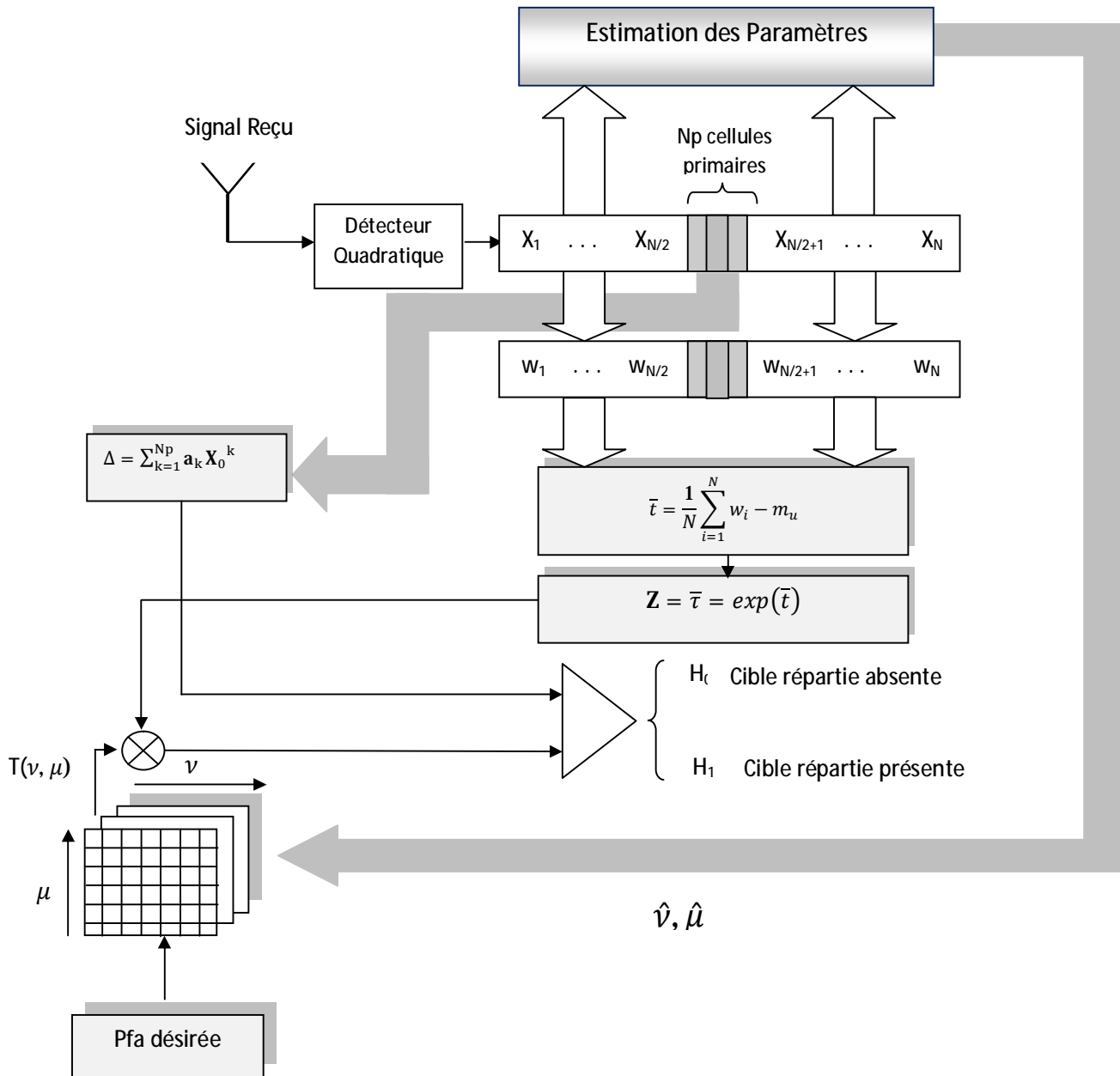


Figure III.9 Structure du détecteur CAL pour la détection de cibles réparties.

# *Chapitre IV*

## *Résultats et commentaires*

**IV.1 Introduction**

**IV.2 Génération de l'environnement**

**IV.3 Résultats et commentaires**

**IV.4 Conclusion**



## IV.1 Introduction

Ce chapitre est entièrement dédié à l'étude des performances des détecteurs CA-LT et CAL dans un environnement homogène K-distribué partiellement corrélé, dont les paramètres sont inconnus.

Il s'agira d'abord de discuter les résultats obtenus pour le facteur de seuillage  $T$ , permettant le maintien d'une Pfa de consigne pour divers couples de paramètres  $(\nu, \mu)$ . Pour cela, nous donnerons les tables de correspondances (Lookup Tables), contenant les valeurs de  $T$ , en fonction de différents couples  $(\nu, \mu)$ , et du coefficient de corrélation  $\rho$ , pour chacun des deux détecteurs (CA-LT et CAL).

Ensuite, nous discuterons les résultats de l'estimation des paramètres de la distribution (paramètre de forme  $\nu$  et paramètre d'échelle  $\mu$ ) par la méthode du ML/MOM, pour différents couples de paramètres  $(\nu, \mu)$ .

Enfin, une analyse détaillée des performances des détecteurs CA-LT et CAL sera effectuée en fonction des paramètres de la distribution K et du coefficient de corrélation. Cette étude est menée aussi bien dans le cas des cibles ponctuelles que dans celui des cibles réparties. Les comparaisons établies, au moyen de simulations de Monte Carlo, seront menées dans deux situations différentes. La première suppose une connaissance à priori des paramètres de l'environnement, en contre partie, dans la deuxième situation les paramètres inconnus seront estimés par la méthode ML/MOM.

## IV.2 Génération de l'environnement (Clutter et cibles)

### IV.2.1 Hypothèses de travail

Les simulations effectuées pour analyser les performances de détecteur CA-LT ont été effectuées par l'outil Matlab en supposant les hypothèses suivantes:

1. Une probabilité de fausse alarme nominale,  $P_{fa} = 10^{-3}$ . Le nombre d'itérations indépendantes de Monte Carlo utilisées étant de  $100/P_{fa}$ , soit  $10^5$  tirages aléatoires.
2.  $N=64$  cellules de référence.

3. Un environnement homogène K distribué, dont le speckle est dé-corrélé et la texture partiellement corrélée d'une cellule à une autre. Le coefficient de corrélation spatiale de la texture étant noté  $\rho$ .
  4. Les simulations seront effectuées pour différents couples de paramètres de forme et d'échelle  $(\nu, \mu)$  et différents degrés de corrélation de la texture.
  5. Les simulations dans le cas de cibles réparties (MDS) seront menées pour deux (02) profils de répartition d'énergie, correspondant aux cas de  $N_p=3$  et  $N_p=5$  ( $N_p$  étant le nombre de cellules primaires).
- Calcul du rapport Signal sur Clutter (SCR)

Ce rapport est défini par

$$SCR = 10 \log_{10} \frac{P_{cible}}{P_{clutter}} \quad (IV.1)$$

Où

- $P_{cible}$  est la puissance de la cible
- $P_{clutter}$  est la puissance du clutter

La puissance d'un signal aléatoire est donnée par

$$P_{clutter} = E[X^2] \quad (IV.2)$$

Dans le cas d'une variable aléatoire X, K-distribuée et décrite par un modèle multiplicatif, l'équation (IV.2) devient

$$P_{clutter} = E[(S \cdot \tau)(S \cdot \tau)] \quad (IV.3)$$

Où S représente la composante speckle, indépendante de la composante texture  $\tau$ , ce qui conduit à

$$P_{clutter} = E[S^2]E[\tau^2] = P_S P_\tau \quad (IV.4)$$

Où  $P_s$  et  $P_\tau$  représentent la puissance du speckle et celle de la texture, qui sont respectivement distribués selon de la loi exponentielle et la loi Gamma.

En supposant que la puissance de la variable S soit normalisée, La puissance du clutter devient [44]

$$P_\tau = \left(\frac{\nu}{\mu}\right)^2 + \frac{\nu}{\mu^2} \quad (\text{IV. 5})$$

Où  $\nu$ ,  $\mu$  représentent les paramètres de forme et d'échelle respectivement.

Pour la puissance de la cible, qui est de type Rayleigh de paramètre  $\sigma$ , la puissance est donnée par

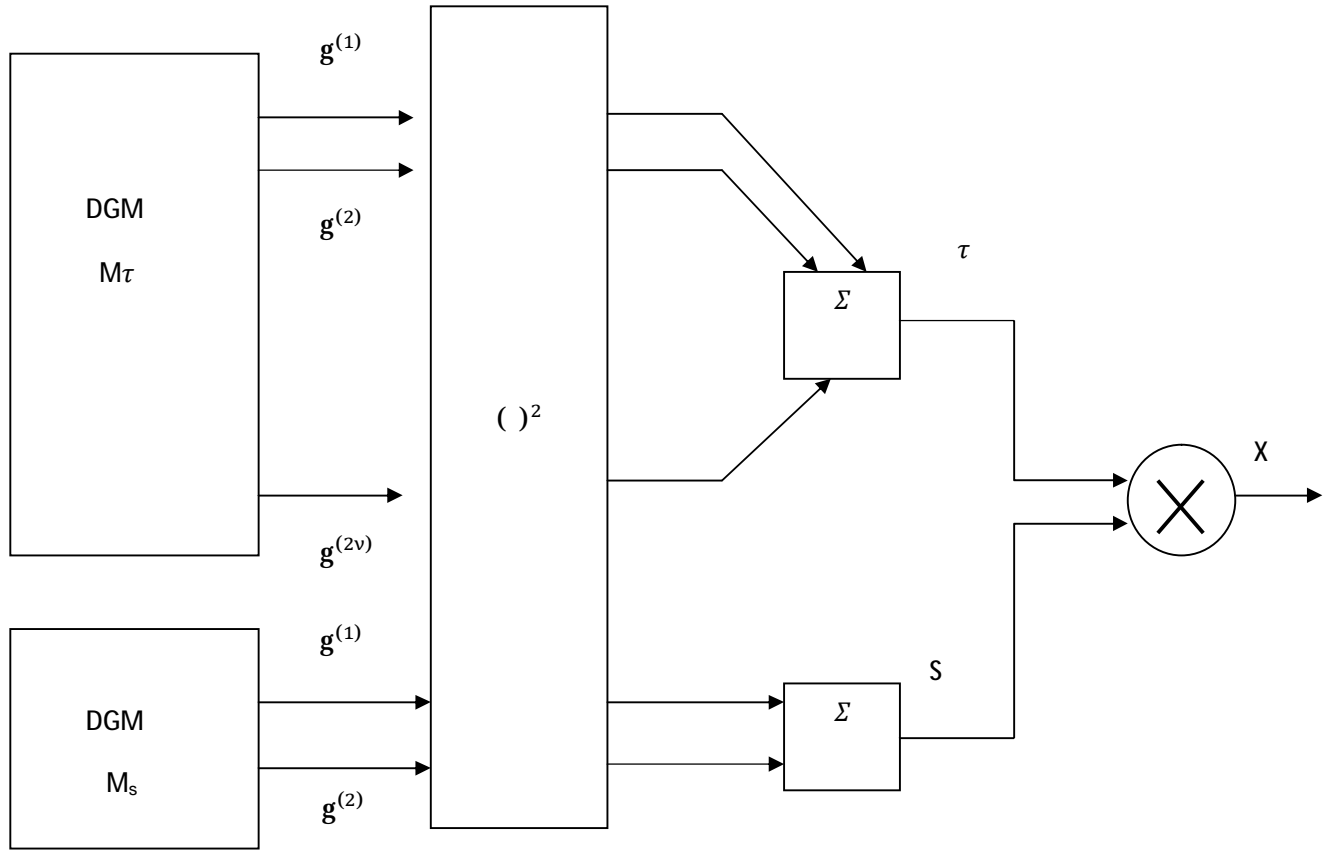
$$P_{\text{cible}} = 2\sigma^2 \quad (\text{IV. 6})$$

Ce qui conduit à

$$\text{SCR} = 10\log_{10} \frac{2\sigma^2}{\left(\frac{\nu}{\mu}\right)^2 + \frac{\nu}{\mu^2}} \quad (\text{IV. 7})$$

## IV.2.2 Génération du Clutter

La Figure (IV.1) montre le processus de génération de vecteurs K-distribués avec texture partiellement corrélée et speckle dé-corrélé d'une cellule à une autre. Deux générateurs de vecteurs ayant une distribution Gaussiennes Multidimensionnelle (DGM) sont utilisés pour générer séparément les composantes speckle et texture, ayant des matrices de covariance notées  $M_s$  et  $M_\tau$ . Le premier générateur utilise  $2\nu$  séquences, alors que le second utilise seulement deux. Ces séquences sont élevées au carré, puis additionnées pour donner des vecteurs distribués respectivement selon la loi Gamma et exponentielle. Ces deux vecteurs sont alors multipliés élément par élément pour donner un vecteur K-distribué [46].



**Figure IV.1** Processus de génération du clutter K-distribué

L'expression de la pdf conditionnelle d'une distribution Gamma bidimensionnelle est donnée par [46]

$$\begin{aligned}
 & f_{\tau_1/\tau_0}(\tau_i/\tau_{i-1}) \\
 &= \frac{v}{\mu \rho^{(v-1)/2} (1-\rho)} \left( \frac{\tau_i}{\tau_{i-1}} \right)^{\frac{v-1}{2}} \exp\left(-\frac{v \tau_i + \rho \tau_{i-1}}{\mu (1-\rho)}\right) K_{v-1} \left[ \frac{v}{\mu} \frac{1}{1-\rho} \sqrt{\rho \tau_i \tau_{i-1}} \right] \quad \text{(IV.8)}
 \end{aligned}$$

Où  $\rho$  est le coefficient de corrélation.

En supposant une fonction d'autocorrélation exponentielle, l'expression d'une pdf multidimensionnelle d'ordre quelconque peut être déterminée en utilisant les propriétés de Markov [46].

$$f_{\tau}(\tau) = f_{\tau_2/\tau_1}(\tau_{N+1}/\tau_N) \dots f_{\tau_2/\tau_1}(\tau_2/\tau_1) \cdot f_{\tau_1}(\tau_1) \quad (\text{IV.9})$$

Etant donné que la composante speckle est dé-corrélée d'une cellule à une autre, la matrice  $M_s$  est une matrice identité, car son coefficient de corrélation est nul. La composante texture est partiellement corrélée, avec un coefficient de corrélation  $\rho$ . Ainsi, la matrice de covariance markovienne permettant la génération du vecteur texture est de la forme [45]

$$M_{\tau}(i,j) = \rho^{|i-j|} \quad i,j = 1, \dots, N \quad (\text{IV.10})$$

### IV.2.3 Génération des cibles

Le contenu de la cellule sous test diffère selon le cas où :

a. La cellule sous test contient une cible Rayleigh noyée dans un clutter Rayleigh (CUT=cible Rayleigh+clutter Rayleigh), tel que :

$$\text{CUT} = [(I_{\text{cible}} + I_{\text{clutter}})^2 + (Q_{\text{cible}} + Q_{\text{clutter}})^2]^{1/2} \quad (\text{IV.11})$$

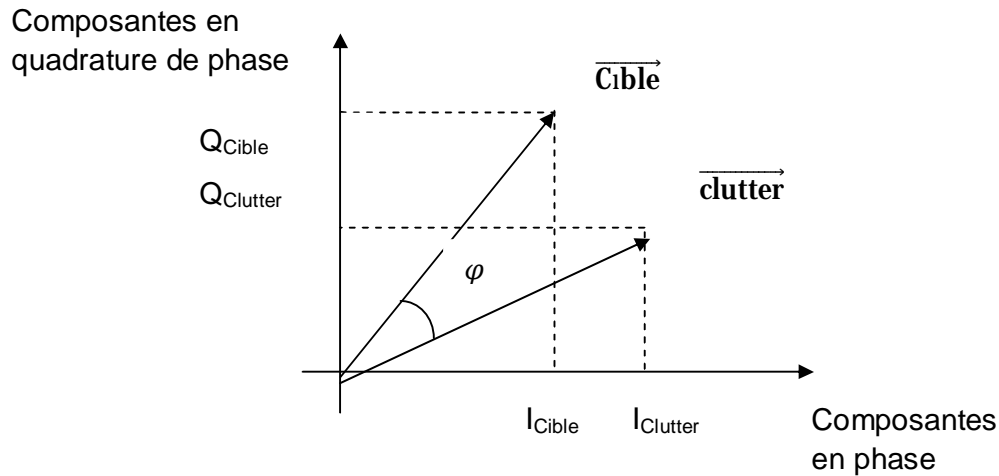
Si les pdfs de  $I_{\text{cible}}$ ,  $I_{\text{clutter}}$ ,  $Q_{\text{cible}}$  et  $Q_{\text{clutter}}$  sont Gaussiennes, la pdf de la CUT donnée par l'équation (IV.10) est de type Rayleigh.

b. La CUT contient une cible Rayleigh noyée dans un clutter K-distribué (CUT=cible Rayleigh+clutter K). Comme, dans ce cas, nous ne pouvons pas connaître la nature des pdfs de  $I_{\text{clutter}}$  et de  $Q_{\text{clutter}}$ , alors nous utilisons la construction vectorielle [47] de la *Figure IV.2*, dont la formule est donnée par

$$CUT = \left[ |\overrightarrow{\text{cible}}|^2 + |\overrightarrow{\text{clutter}}|^2 + 2 * |\overrightarrow{\text{cible}}| * |\overrightarrow{\text{clutter}}| \cos \varphi \right]^{1/2} \quad (\text{IV.12})$$

Où  $|\overrightarrow{\text{cible}}|$  et  $|\overrightarrow{\text{clutter}}|$  ont des pdfs Rayleigh et K, respectivement.

$\varphi$  étant une variable aléatoire qui suit une loi uniforme dans l'intervalle  $[0, 2\pi]$ .



**Figure IV.2** Représentation géométrique des vecteurs cible et clutter.

En ce qui concerne la génération de cibles réparties, nous utilisons toujours l'équation (IV.12), à la différence que nous devons remplacer la cible (qui n'est plus conventionnelle mais répartie) par une combinaison linéaire d'un nombre  $N_p$  de cellules contenues dans le groupe sous test, dont l'énergie totale est  $\Delta$ . L'équation que nous utilisons pour la génération de cibles réparties est donc de la forme.

$$CUT = \left[ \Delta^2 + |\overrightarrow{\text{clutter}}|^2 + 2 * \Delta * |\overrightarrow{\text{clutter}}| \cos \varphi \right]^{1/2} \quad (\text{IV.13})$$

Où  $\Delta$  est donnée par l'équation III.15.

### IV.3 Résultats et commentaires

#### IV.3.1 Valeurs tabulées

En tenant compte de la structure des schémas de détection développés dans le précédent chapitre, le seuil de détection devient intimement lié aux paramètres de l'environnement. Cette spécificité provient du fait que les valeurs pré-calculées et tabulées de  $T$  sont directement indexés par les paramètres estimés. Aussi, nous avons utilisé une procédure empirique permettant le calcul du facteur de seuillage  $T$ , garantissant une  $P_{fa}$  constante. Les valeurs de  $T$  ont été obtenues par simulations de Monte Carlo au moyen de la méthode expliquée en *Figure III.2*, et cela pour différentes valeurs des paramètres de forme et d'échelle, ainsi que pour différents coefficients de corrélation. Ces valeurs sont présentées au niveau des *tableaux IV.1, IV.2, IV.3 et IV.4*.

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.278	0.235	0.212	0.192
1.5	0.278	0.236	0.212	0.192
2	0.279	0.236	0.215	0.194

**Tableau IV.1** Valeurs de  $T$  pour le détecteur CA-LT pour un coefficient de corrélation  $\rho=0.5$ .

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.248	0.210	0.205	0.169
1.5	0.248	0.211	0.205	0.170
2	0.250	0.211	0.208	0.170

**Tableau IV.2** Valeurs de  $T$  pour le détecteur CA-LT pour un coefficient de corrélation  $\rho=0.9$ .

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	173.250	114.345	93.553	83.160
1.5	173.250	114.345	93.556	83.162
2	173.252	114.350	93.556	83.162

**Tableau IV.3** Valeurs de  $T$  pour le détecteur CAL pour un coefficient de corrélation  $\rho=0.5$ .

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	161.123	107.415	83.160	76.231
1.5	161.123	107.417	83.162	76.232
2	161.123	107.417	83.162	76.232

**Tableau IV.4** Valeurs de  $T$  pour le détecteur CAL pour un coefficient de corrélation  $\rho=0.9$ .

A partir des tableaux IV.1, IV.2, IV.3 et IV.4, nous remarquons que l'augmentation du paramètre de forme  $\nu$  induit une diminution de la valeur de  $T$ . En outre, nous remarquons que le paramètre d'échelle  $\mu$  n'a pas d'impact significatif sur la valeur de  $T$ .

L'analyse des résultats des tableaux ci-dessus présentés permet de conclure que plus le coefficient de corrélation augmente, plus la valeur du facteur  $T$  diminue. Cette caractéristique est valable pour les deux détecteurs sous investigation.

### IV.3.2 Résultats de l'estimation des paramètres

Les détails de la procédure d'estimation des paramètres par la méthode du ML/MOM ont été donnés au niveau du *chapitre III*. Les performances de cette technique ont été analysées, d'une façon détaillée, en termes de biais et de variance dans [31]. Nous



avons implémenté cette méthode afin de confirmer la qualité de l'estimation des paramètres dans la gamme des valeurs utilisées dans notre travail. A cette fin, nous avons évalué, pour chaque valeur estimée, la moyenne de la variance en tant que critère de performance. Le *Tableau IV.5* montre les résultats de l'estimation des couples de paramètres ainsi que les variances correspondantes.

$\nu$	$\mu$	$\hat{\nu}$	$\hat{\mu}$	$E[\text{Var}(\hat{\nu})]$
1	1	0.8571	0.7293	$1.8702e^{-5}$
1	1.5	0.8475	1.4140	$1.9216e^{-5}$
1	2	0.8308	2.8797	$2.2885e^{-5}$
1.5	1	1.7716	1.3368	$7.3132e^{-5}$
1.5	1.5	1.7103	1.5731	$4.1195e^{-5}$
1.5	2	1.6682	1.3137	$2.2445e^{-5}$
2	1	2.2696	1.0749	$7.1855e^{-5}$
2	1.5	2.2235	1.5405	$4.8832e^{-5}$
2	2	2.2260	2.0191	$1.2606e^{-4}$
2.5	1	2.6018	1.0587	$1.1128e^{-5}$
2.5	1.5	2.5757	2.3346	$5.2331e^{-6}$
2.5	2	2.5853	2.5663	$6.8225e^{-6}$

*Tableau IV.5* Résultats de l'estimation des paramètres par la méthode ML/MOM.

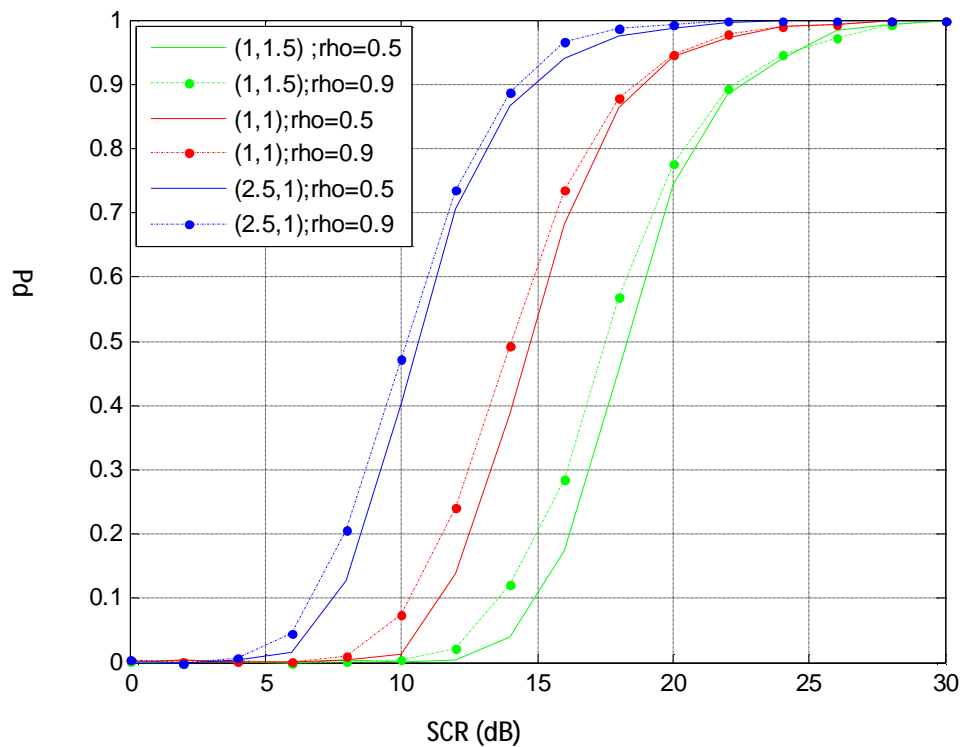
### IV.3.3 Analyse des performances de détection

- *Cas de cible ponctuelle*

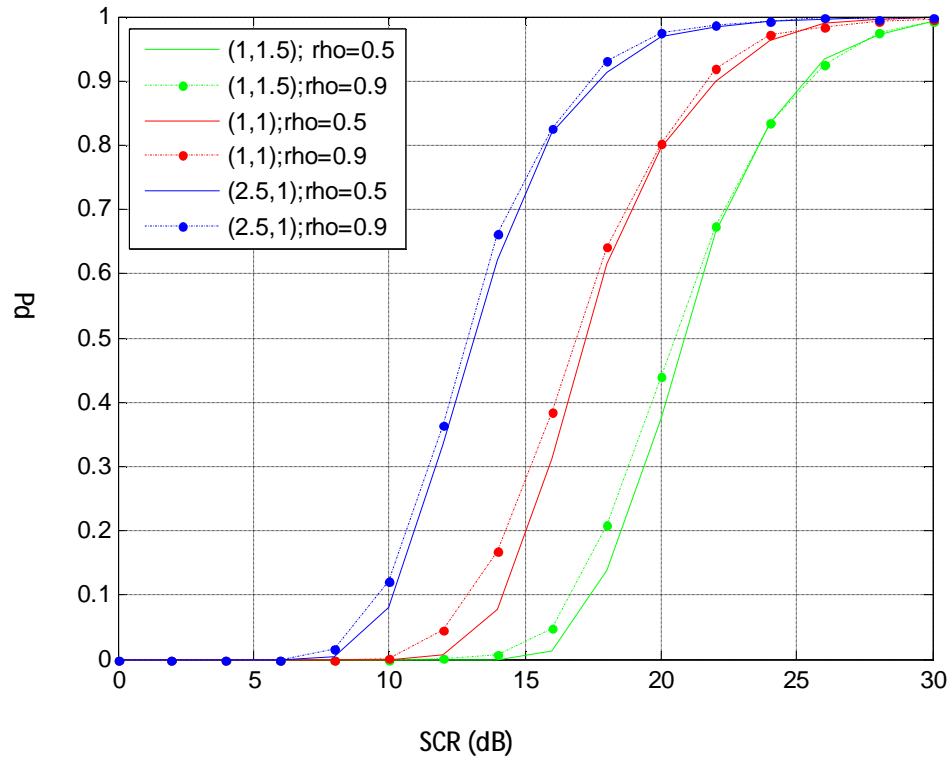
L'efficacité des algorithmes CA-LT et CAL est analysée en évaluant par simulation, la probabilité de détection ( $P_d$ ) dans le cas d'une la cible ponctuelle, pour différents rapports SCR, différents couples de paramètres et différents coefficients de corrélation.

Les *Figures IV.3 et IV.4* représentent respectivement les performances de détection des détecteurs CA-LT et CAL, en supposant que les paramètres de la distribution soient connus.

Nous constatons que la  $P_d$  des deux détecteurs, croit avec le paramètre de forme  $\nu$ . Comme c'est le cas dans la majorité des systèmes de détection, nous constatons que corrélation de la texture améliore les performances de détection.

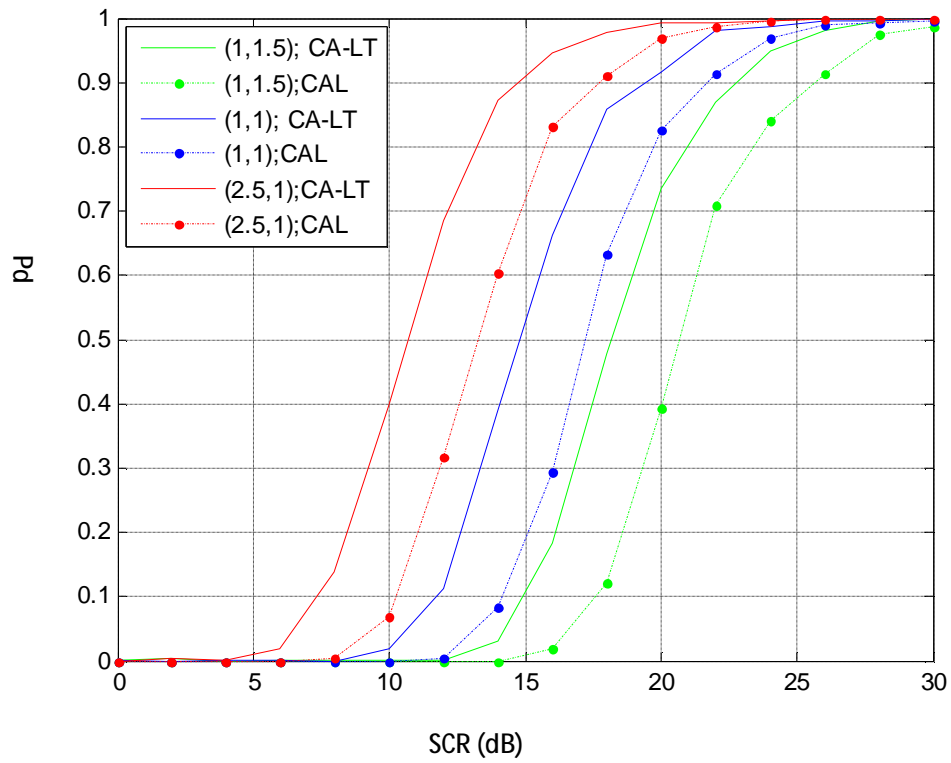


**Figure IV.3**  $P_d$  du CA-LT en fonction du SCR pour différents couples ( $\nu, \mu$ ) et différents coefficients de corrélation  $\rho$ . Distribution  $K$  avec paramètres connus à priori.

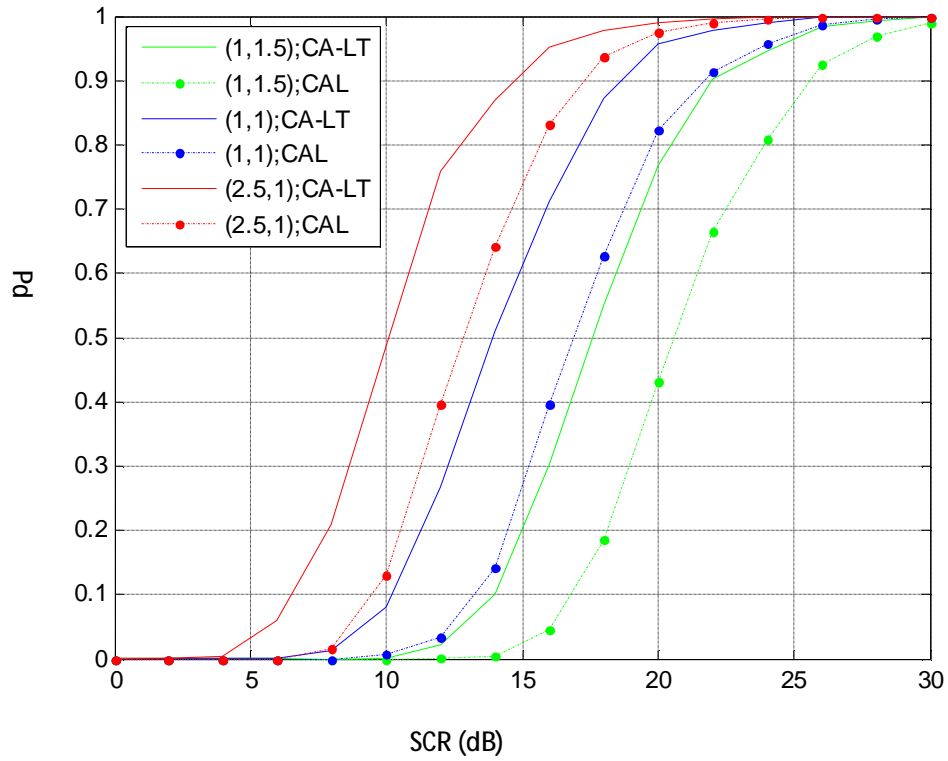


**Figure IV.4** Pd du CAL en fonction du SCR pour différents couples  $(\nu, \mu)$  et différents coefficients de corrélation  $\rho$ . Distribution  $K$  avec paramètres connus à priori.

A partir des *Figures IV.5 et IV.6*, qui illustrent une comparaison des performances des deux détecteurs, pour  $\rho=0.5$  et  $\rho=0.9$  respectivement, en supposant que les paramètres  $(\nu, \mu)$  soient connus à priori, nous remarquons que le détecteur CA-LT présente de meilleures performances que le CAL.

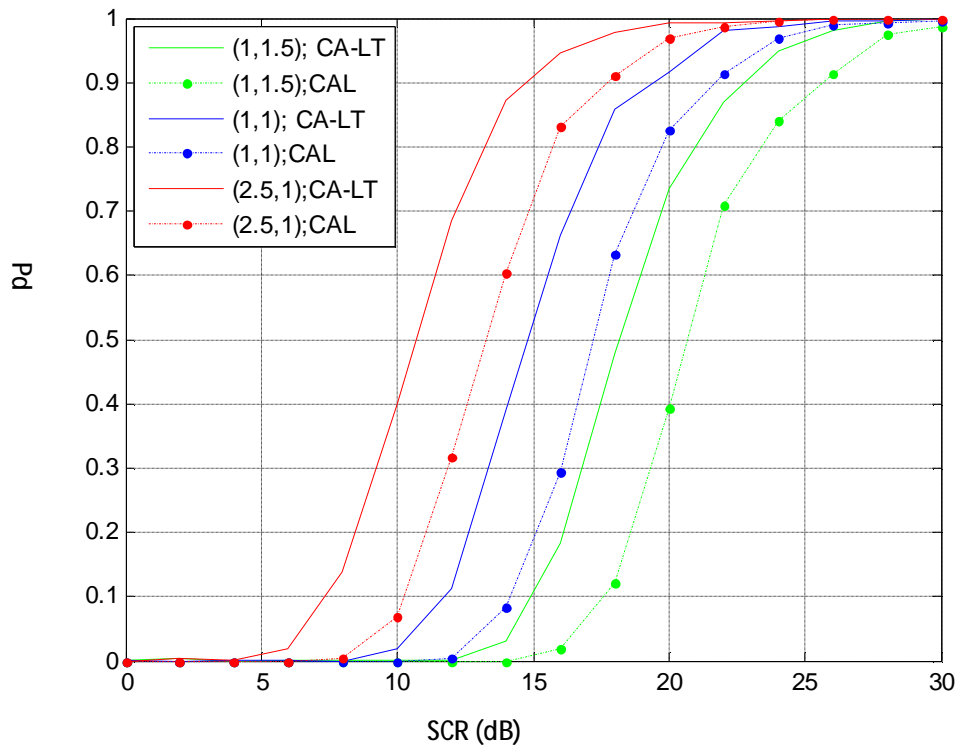


**Figure IV.5**  $P_d$  des détecteurs CA-LT et CAL pour différents  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.5$ . Distribution  $K$  avec paramètres connus à priori.

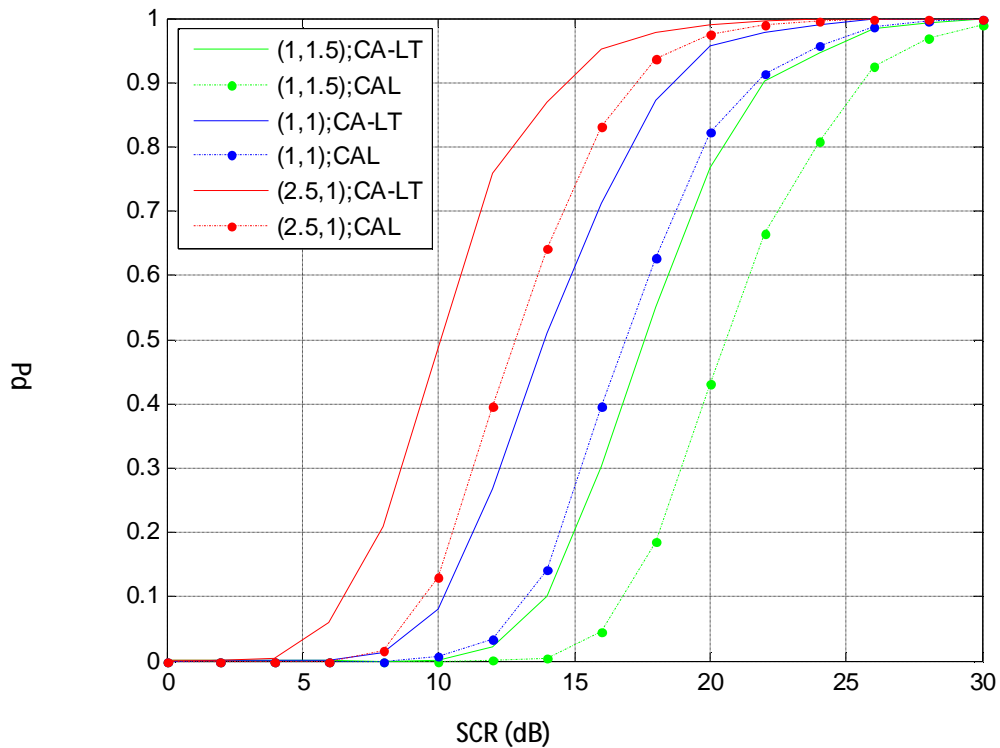


**Figure IV.6** Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.9$ .  
Distribution  $K$  avec paramètres connus à priori.

Les Figures IV.7 et IV.8 présentent une comparaison des performances des détecteurs CA-LT et CAL, pour  $\rho=0.5$  et  $\rho=0.9$  respectivement, et ce en supposant que les paramètres de la distribution soient inconnus. Ce mode de fonctionnement implique l'utilisation de la procédure d'estimation des paramètres ML/MOM.



**Figure IV.7**  $P_d$  des détecteurs CA-LT et CAL pour différents  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.5$ . Distribution  $K$  avec paramètres inconnus.



**Figure IV.8** Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.9$ . Distribution  $K$  avec paramètres inconnus.

Nous remarquons que les performances du détecteur CA-LT sont meilleures que celles du détecteur CAL, et que leurs Pd croissent régulièrement avec l'augmentation du paramètre de forme  $\nu$  et le coefficient de corrélation  $\rho$ .

Nous constatons également que la détection avec estimation des paramètres, conduit aux mêmes résultats que ceux obtenus dans le cas de paramètres connus. Cela s'explique par le fait que l'approximation du paramètre par les valeurs entières et demi entières, permet d'attribuer au facteur de seuillage  $T$  une valeur très proche de celle de l'environnement en cours. Ces résultats plaident en faveur de la qualité de précision de la technique d'estimation ML/MOM. Ils réconfortent également l'efficacité du schéma de détection mis en œuvre.

- **Cas de cibles réparties**

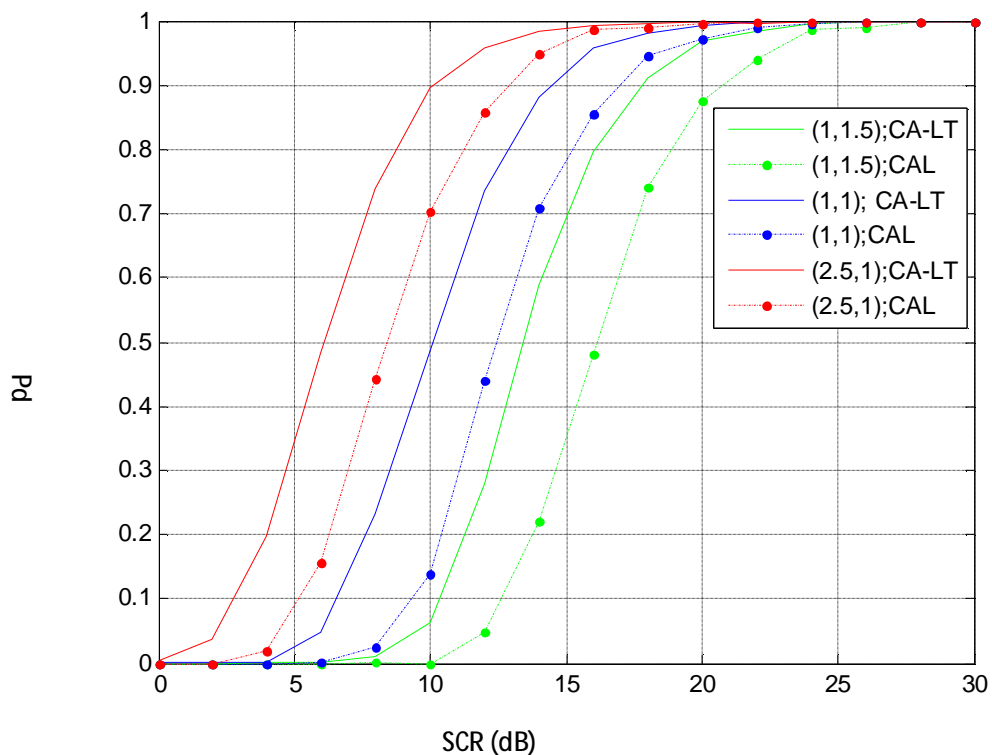
Dans le cas des cibles réparties, nous proposons deux profils de répartition d'énergie correspondant à  $N_p=3$  et  $N_p=5$ .

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à l'étude des performances des détecteurs CA-LT et CAL, dans le cas de cibles réparties, en analysant particulièrement

- L'influence des paramètres  $(\nu, \mu)$ ,
- L'impact du coefficient de corrélation  $\rho$ ,
- L'influence du nombre de cellules primaires  $N_p$ .

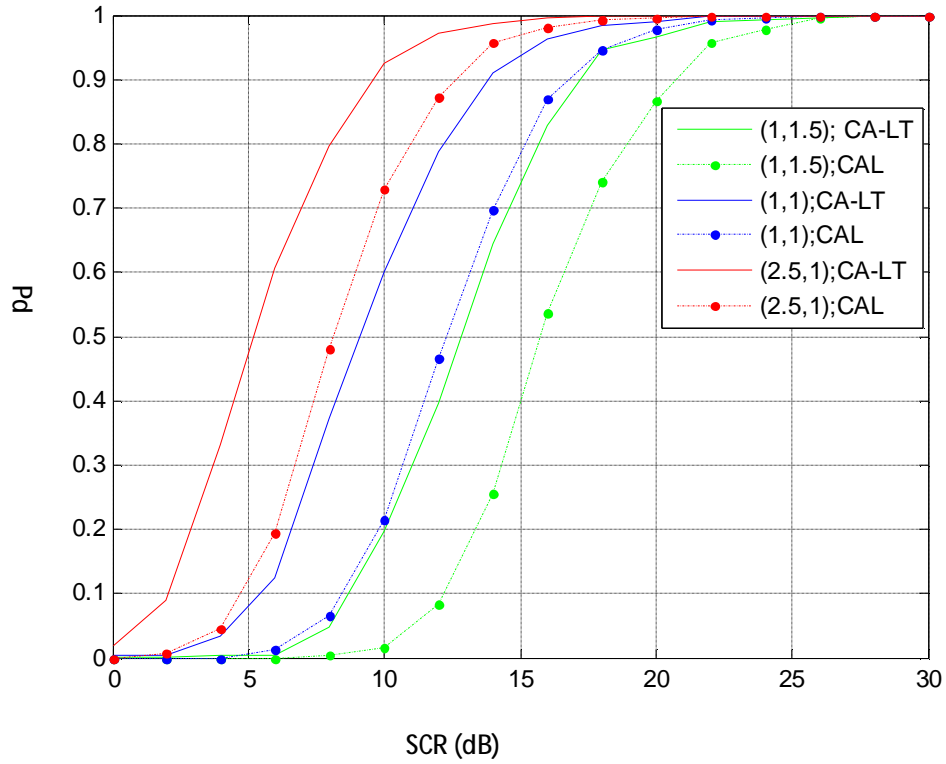
Cette étude est effectuée pour le cas de paramètres connus, ainsi que pour le cas de paramètres inconnus.

En observant les *Figures IV.9 et IV.10*, nous remarquons que les performances des détecteurs CA-LT et CAL s'améliorent avec l'augmentation du paramètre de forme  $\nu$  et du coefficient de corrélation  $\rho$ . Nous constatons également que les performances du détecteur CA-LT sont meilleures que celles du CAL dans de telles situations.



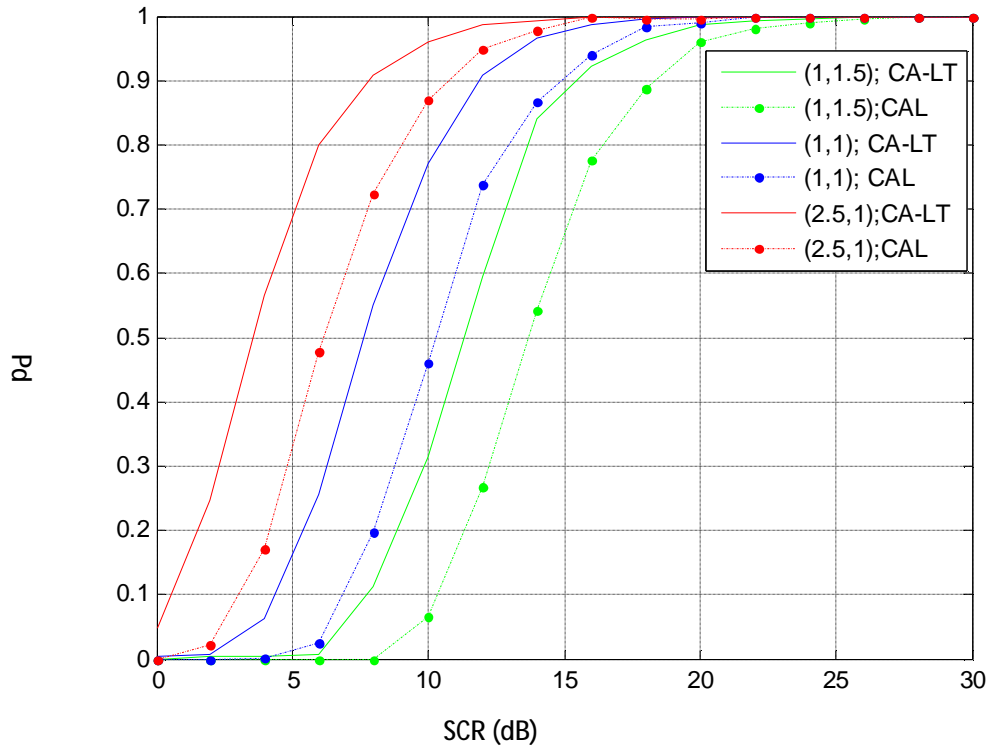
**Figure IV.9**  $P_d$  des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.5$ ,  $N_p=3$ .  
Distribution K avec paramètres connus.



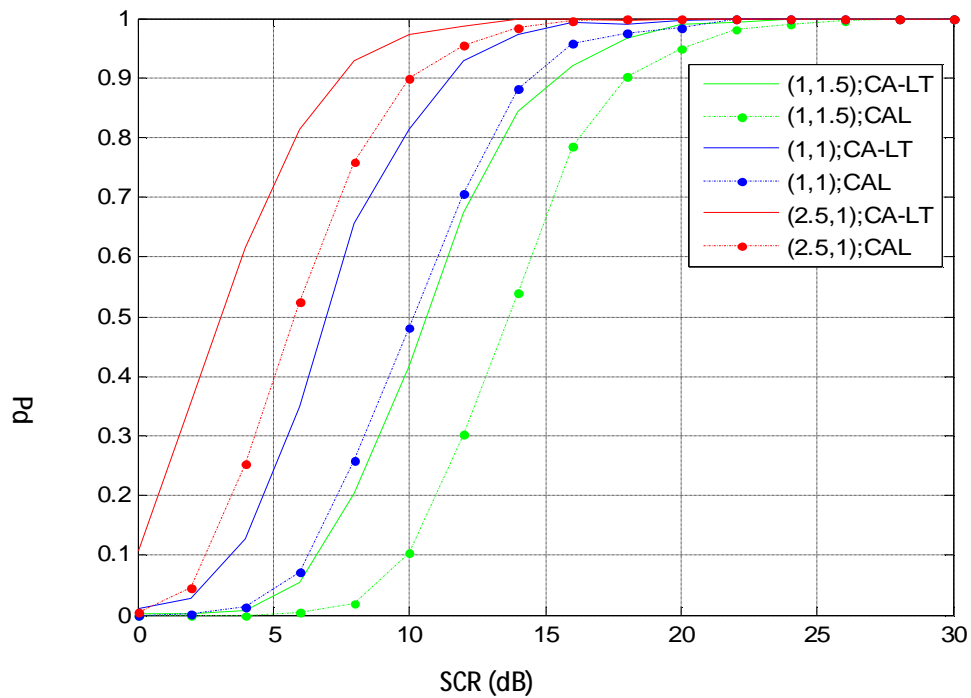


**Figure IV.10**  $P_d$  des détecteurs CA-LT vs CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.9$ ,  $N_p=3$ . Distribution  $K$  avec paramètres connus à priori.

A partir des Figures IV.11 et IV.12, nous remarquons pour  $N_p=5$ , une amélioration des performances des deux détecteurs relativement au cas précédent ( $N_p=3$ ). Nous constatons également que le paramètre de forme  $\nu$  et le coefficient de corrélation  $\rho$  influent de la même manière sur la valeur de la  $P_d$ .

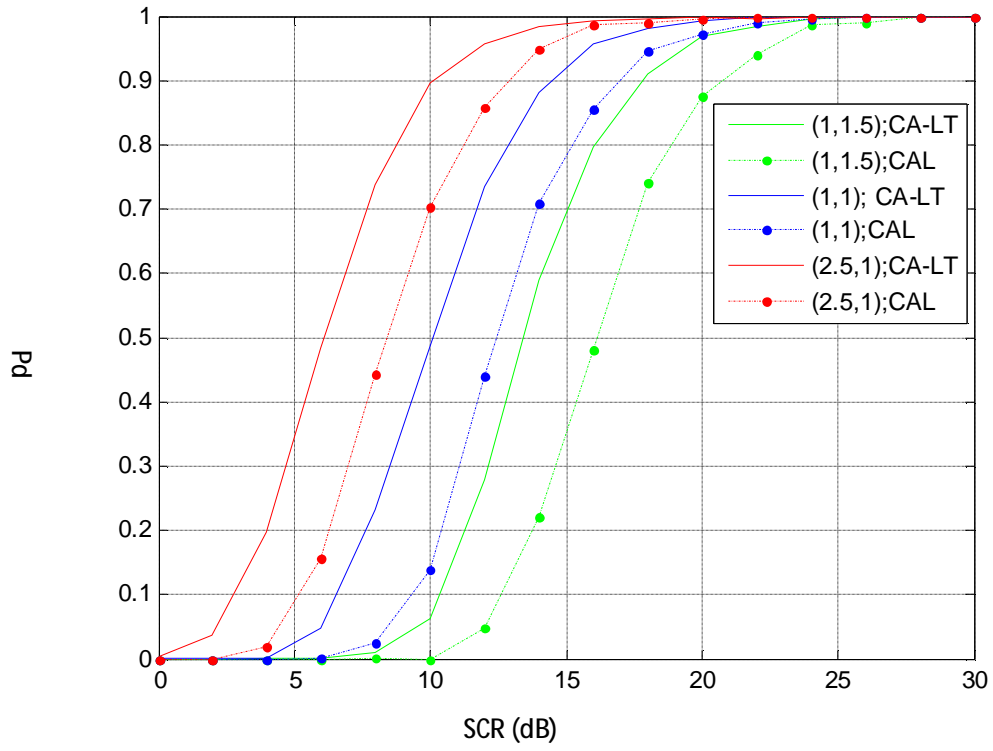


**Figure IV.11** Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.5$ .  $N_p=5$ .  
Distribution K avec paramètres connus à priori.

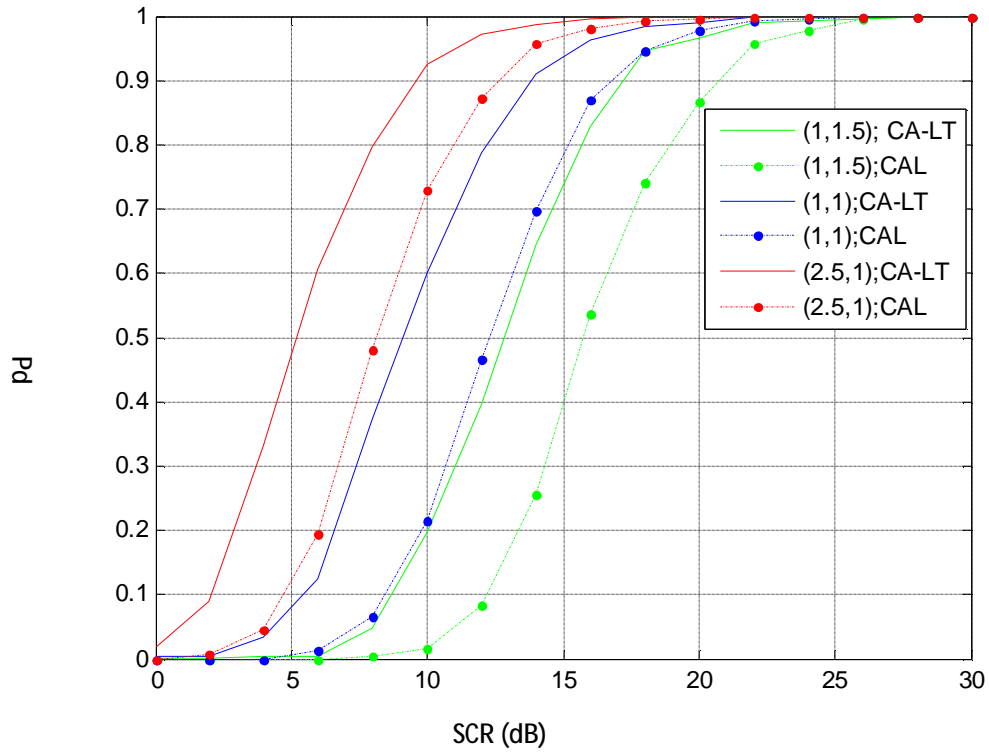


**Figure IV.12** Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.9$ .  $N_p=5$ .  
Distribution K avec paramètres connus à priori.

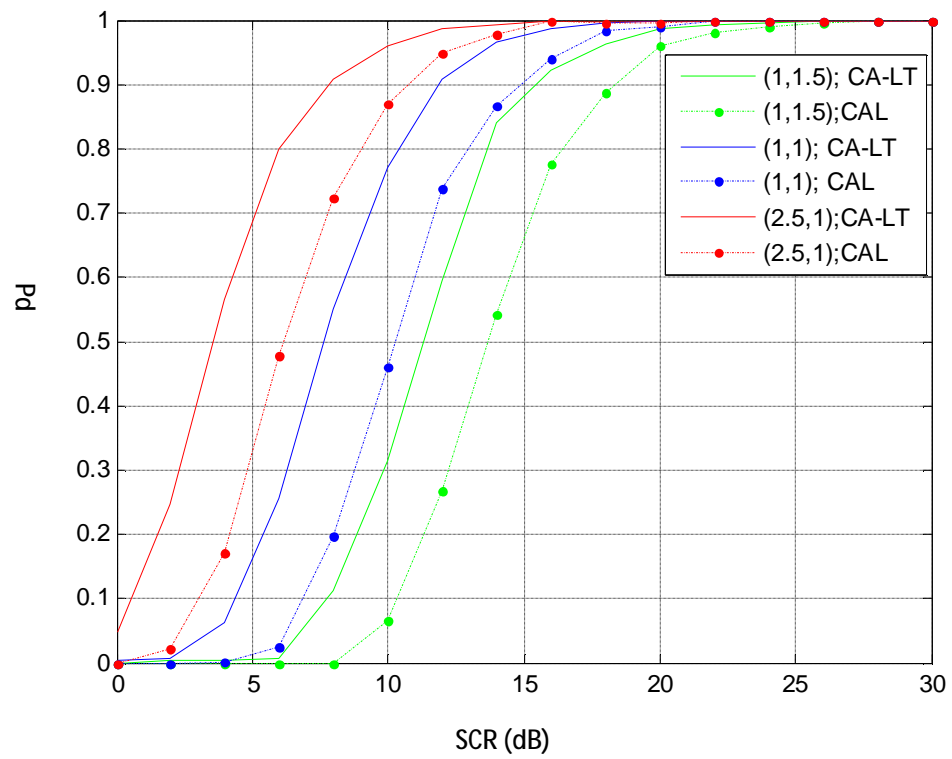
A titre indicatif, on notera qu'en présence de cibles réparties de type MDS, les deux détecteurs étudiés présentent de meilleures performances relativement au cas des cibles ponctuelles. Par ailleurs, cette amélioration reste tributaire du nombre de cellules primaires  $N_p$  contenues dans le groupe sous test; car, comme cela apparaît clairement sur les Figures de IV.9 à IV.12, la Pd croît avec l'augmentation de  $N_p$ . Toutefois, il est important de préciser que le CA-LT reste largement plus performant que le CAL dans de pareilles situations.



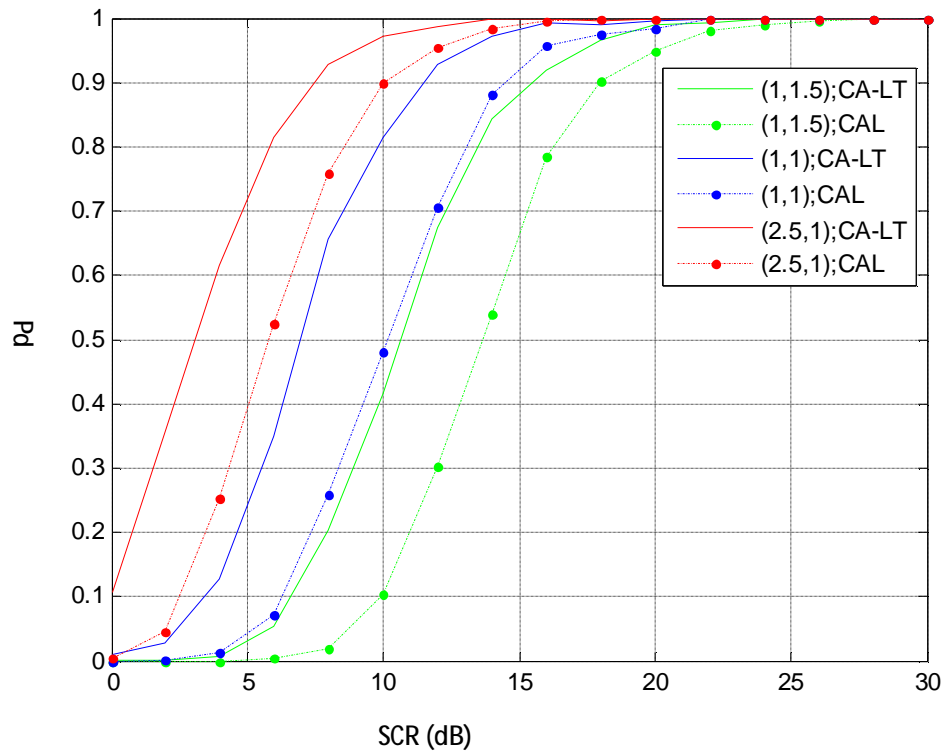
**Figure IV.13**  $P_d$  des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.5$ .  $N_p=3$ .  
 Distribution  $K$  avec paramètres inconnus.



**Figure IV.14**  $P_d$  des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.9$ .  $N_p=3$ .  
 Distribution  $K$  avec paramètres inconnus.



**Figure IV.15**  $P_d$  des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.5$ .  $N_p=5$ .  
Distribution K avec paramètres inconnus.



**Figure IV.16** Pd des détecteurs CA-LT et CAL pour différents couples  $(\nu, \mu)$ ,  $\rho=0.9$ ,  $N_p=5$ .  
Distribution K avec paramètres inconnus.

A partir des Figures IV.13, IV.14, IV.15 et IV.16, nous remarquons non seulement que l'augmentation de  $\nu$  et  $\rho$ , induit une amélioration de la Pd des deux détecteurs, mais également, que la procédure d'estimation ML/MOM permet d'obtenir les mêmes résultats que ceux obtenus dans le cas de paramètres connus, ce qui confirme son efficacité dans le schéma de détection proposé.

## IV.4 Conclusion

Pour les deux situations étudiées, à savoir le cas des paramètres connus et celui paramètres inconnus, le détecteur CA-LT présente de meilleures performances que le détecteur CAL, et ce quelque soient les valeurs  $(\nu, \mu)$  des paramètres de la distribution et du coefficient de corrélation  $\rho$ . A travers nos simulations, nous avons également mis en évidence la précision et confirmé l'efficacité de la technique d'estimation LM/MOM dont l'étude complète a été menée dans [31].

En conclusion, il est à noter que mis à part le fait que le détecteur CA-LT se comporte mieux que le CAL en termes de performances, sa structure est également beaucoup simple à matérialiser car il est utilisé dans le domaine des intensités du clutter, alors que le CAL l'est dans le domaine du logarithme.



# *Chapitre V*

## *Conclusions et perspectives*

**V.1 Conclusions**

**V.2 Perspectives**

## V.1 Conclusions

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à la détection de cibles spatialement réparties, en proposant une approche de détection basée sur l'utilisation de tables de correspondance (Lookup Tables ou LT), dans lesquelles sont stockées les valeurs pré-calculés du facteur de maintien de la Pfa. Dans cette optique, nous avons considéré un clutter K-distribué de texture partiellement corrélée et dont les paramètres sont inconnus, ce qui nous a amené à associer à notre détecteur une procédure d'estimation des paramètres.

L'étude des performances du détecteur proposé, à savoir le détecteur CA-LT, a été effectuée en considérant différentes situations, c'est-à-dire en considérant divers couples de paramètres de forme et d'échelle, ainsi que différentes valeurs du coefficient de corrélation.

A des fins de comparaison, nous avons réétudié le détecteur CAL, en l'adaptant aux conditions de fonctionnement du détecteur CA-LT, par l'association d'un bloc d'estimation en temps réel des paramètres. Il est à signaler que les facteurs de maintien de la Pfa du détecteur CAL, ont été préalablement calculés et stockés dans des LUT.

Les résultats obtenus montrent que le détecteur CA-LT est plus performant que le détecteur CAL, et ce quelque soient les valeurs des paramètres de forme et d'échelle et pour n'importe quel degrés de corrélation de la texture. Dans ce contexte, Il est important de préciser que l'utilisation de la procédure d'estimation des paramètres n'affecte en aucun cas les performances de détection, et ce, pour les deux systèmes sous investigation. La précision de la technique d'estimation ML/MOM, associée à l'efficacité du schéma de détection mis en œuvre, a permis d'obtenir sensiblement les mêmes résultats dans les deux cas de figure :

- Paramètres du clutter à priori connus (détecteur sans estimation de paramètres)
- Paramètres du clutter inconnus (détecteur associé à une procédure d'estimation des paramètres)

Nous considérons que ce résultat est particulièrement encourageant, car faut-il le rappeler, en dépit de nos appréhensions quant aux éventuelles imprécisions dues à l'existence du biais de l'estimation (bien qu'il soit faible), les performances de détection du système proposé ont été satisfaisantes à plus d'un titre.

Nous pouvons également conclure, à travers les résultats obtenus, que l'utilisation de profils de répartition d'énergie, améliore considérablement les performances de détection des détecteurs CA-LT et CAL. Toutefois, le détecteur CA-LT reste plus performant que le CAL dans toutes les situations explorées.

## V.2 Perspectives

L'élaboration de ce travail nous a permis d'explorer et d'approfondir deux aspects très importants de la détection dans les systèmes HRR, en l'occurrence : l'estimation en temps réel des paramètres du clutter et la détection de cibles MDS (cibles réparties).

En tenant compte des résultats obtenus dans ce modeste travail, nous pouvons envisager comme perspectives pour des travaux futurs :

- L'étude des performances du détecteur CA-LT avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions (Non Coherent Multiple pulse Integration).
- L'étude des performances du détecteur CA-LT dans d'autres environnements non Gaussiens tels que les milieux Weibull et LogNormal.
- Envisager de nouvelles approches de détection de cibles réparties MDS dans un milieu non homogène, en présence de cibles interférentes et de bords de clutter.
- Mener une étude de faisabilité sur l'aspect « matérialisation » du détecteur CA-LT. Il s'agira essentiellement de proposer des architectures matérielles personnalisées, mais surtout optimisées en termes de temps de réponse et d'encombrement, permettant l'implémentation de tels systèmes de détection.

## Références Bibliographiques

- [1] Charouat. L, Debili. N, Détection à censure automatique dans un milieu K-distribué', Mémoire d'ingénieur, *Département d'électronique, Faculté des sciences de l'ingénieur. Université de Constantine*, Juin 2008.
- [2] Laroussi, T., Détection Adaptative CFAR de Cibles Chi-Square Corrélées à Plusieurs Degrés de Liberté en Présence de Fouillis Rayleigh Corrèle , Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, Décembre 2005.
- [3] Finn, H. M., and R. S. Johnson, "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates", *RCA Review*, 29, (3), 1968, pp. 414-464.
- [4] Hansen, V. G., and J. H. Sawyers, "Detectability loss due to greatest-of-selection in a cell averaging CFAR", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-16, 1980, pp. 115-118.
- [5] Trunk, G. V., "Range resolution of targets using automatic detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-14, (5), 1978, pp. 750-755.
- [6] Rickard, J. T., and G. M. Dillard, "Adaptive detection algorithms for multiple target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-13, (4), 1977, pp. 338-343.
- [7] Mc Lane, P. J., P. H. Wittke, and C. Ips, "Threshold control for automatic detection in radar systems," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-18, (2), 1982, pp. 242-248,.
- [8] Al Hussaini, E. K; and B. M. Ibrahim, "Comparison of adaptive cell-averaging detectors for multiple target situations", *IEE Proceedings F, Communications, Radar and Signal Processing*, 133, (3), 1986, pp. 217-223
- [9] Rholing, H., "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-19, (4), 1983, pp. 608-621.
- [10] El Mashade, M. B., "Analysis of the censored mean level CFAR processor in multiple target and nonuniform clutter", *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 142, N°5, 1995, pp. 259-266.

- [11] Gandhi, P. P., and S. A. Kassam, "Analysis of CFAR processors in non homogeneous background", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-24, (4), 1988, pp. 427-445.
- [12] Himonas, S.D. and Barkat, M. "Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments". *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, AES-28 1(1992), 286-304.
- [13] Barkat M., Himonas S.D. , Varshney P.K., "CFAR detection for multiple target situations" *IEE proceedings on Radar, Sonar, Navigation*, Vol 136 N°5, 1989.
- [14] Himonas S.D., "Adaptive censored greatest of CFAR detection ", *IEE proceedings on Radar, Sonar, Navigation*, Vol 139, N°3, 1992.
- [15] Smith, M.E. and Varshney, P.K. "Intelligent CFAR processor based on data variability". *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, AES-36 3(2000), 837-847.
- [16] Hammoudi . Z, Soltani. F." Distributed IVI-CFAR detection in non-homogeneous environments". ELSEVIER. Signal processing , pp 1231-1237. March 2004.
- [17] Farrouki, A., and M. Barkat, "Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments," *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 152, N° 1, February 2005.
- [18] Farina, A., et Gini, F., Tutorial on Advanced Topics on Radar Detection in Non-Gaussian Background, International Conference on Radar Systems, Brest, France, May 1999.
- [19] Goldstein, G. B., False Alarm Regulation in Log-Normal and Weibull Clutter ,*IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-9, (1), January 1973, pp. 84-92. 105.
- [20] Ravid, R., et Levanon N., Maximum-Likelihood CFAR for Weibull Background, *IEE Proceedings*, Vol. 139, No. 3, June 1992, pp. 256-263.

- [21] Chatelain F, Borgnat P , J.-Y. Tourneret and P. Abry . Parameter Estimation For Sums Of Correlated Gamma Random Variables. Application to Anomaly Detection in internet traffic . *IEEE proceedings 2008*.
- [22] Wenlin ,Hu Estimation of K distribution parameters using  $[z^l(\log(z))]$  , *IEEE radar conference, pp 1-4, April 2009*.
- [23] Wachowiak M. P, Smolikova R, Zuradar J.M and Elmaghraby A.S , Estimation of K-distribution parameters using neural networks , *IEEE transactions on Biomedical Engineering, Vol.49,pp.617-620, june 2002*.
- [24] Mezache A and Sahed M A method for estimating the parameters of the K-distribution using a non-linear network based on fuzzy system and neural networks , *IEEE conference on Signals, circuits and systems 2008, Hammamet, Tunisia, pp. 1-6, November 2008*.
- [25] Alioua. C “Détection Adaptative CFAR Distribuée Utilisant la Logique Floue et les Réseaux Neuro-Flous“. Thèse de Doctorat ,Département d'électronique. Université Mentouri Constantine. Mai 2011.
- [26] Guida, M. et al, Biparametric Linear Estimation for CFAR against Weibull Clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-28, (1), January 1992, pp. 138-152*.
- [27] Guida, M. et al, Biparametric Linear Estimation for CFAR for Lognormal Clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-29, (3), July 1993, pp. 798-809*.
- [28] Bucciarelli. T,Lambardo . P, Tamburrini. S. “Optimum CFAR detection against compound Gaussian clutter with partially correlated texture.“ *IEE proceedings, radar, sonar and navigation. vol 143 No 2.April 1996*.
- [29] Greco. M, Gini .F and Diani. M “Robust CFAR detection of random signals in compound Gaussian clutter plus thermal noise.“ *IEE proceedings, radar, sonar and navigation. Vol 148, No 4, August 2001*.

- [30] Conte E., De Maio., Ricci G. CFAR detection of distributed targets in Non Gaussian Disturbance , *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-29, (3), April 2002, pp. 612-621.*
- [31] Robert Iskander D and Zoubir Abdelhak M., "Estimating the parameters of the K distribution using ML/MOM approach," *IEEE TENCON - Digital Signal Processing Applications, pp. 769–774, 1996.*
- [32] [www.radartutorial.eu](http://www.radartutorial.eu).
- [33] Skolnik, M. I., *Introduction to Radar Systems*, New York, McGraw-Hill, 1992.
- [34] Farrouki, A., Censure automatique dans les détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre , Thèse de Doctorat d'état, *Université de Constantine*, Juin 2005.
- [35] Jean-philippe Muller, Le bruit dans les systèmes électroniques , Juillet 2002.
- [36] Achbi.M et Moutaleb.A . Analyse des détecteurs CA, OS et ML-CFAR dans un clutter de distribution Weibull'. Mémoire d'ingénieur. Université de Biskra.2007.
- [37] Barkat, M., « Signal Detection and Estimation », *Artech House*, Boston/London, Second Edition, 2005.
- [38] Mezache A, "Optimisation de la détection décentralisée CFAR dans un clutter Weibull utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones flous ".Thèse de Doctorat en sciences . *Département d'Electronique, Faculté des sciences de L'ingénieur, Université de Constantine. Décembre 2007.*
- [39] Sayama S and Sekin M, "Weibull distribution and K-distribution of sea clutter observed by X-band radar and analysed by AIC," *IEICE Transactions, Commun, Vol. E83-B, N°9, September 2000, pp. 1978-1982.*
- [40] Fernandes D and Sekin M, "Suppression of Weibull radar Clutter," *IEICE Transactions Commun, Vol. E76-B, N°. 10, October 1993.*
- [41] Haykin S, Bakker R, and Currie B.W, Uncovering Nonlinear Dynamics The case study of sea clutter data , *Proc. IEEE, Vol. 90, pp. 860881, May 2002.*
- [42] Settineri R, Delage D, Hermer J-M, Joint statistical and spectral analysis of recorded sea clutter data , *PSIP 99, Janvier 1999, Paris.*

- [43] Nadour M, Détection CFAR adaptative et robuste dans un clutter Gaussien Composé , *mémoire de Magister, EMP, Alger* 2010.
- [44] Cowper M. Nonlinear processing of non-gaussian stochastic and chaotic deterministic time series . A thesis submitted for the degree of Doctor of Philosophy. *University of Edinburgh, March* 2000.
- [45] Barkahem Z. Détecteur CFAR à censure automatique, basé sur l'anticipation de l'état du clutter. Analyse de la robustesse en milieu Gaussien et en présence d'un clutter K-distribué . *Mémoire de Magister, Université de Skikda, 2008*.
- [46] Soltani. F. Détection Adaptative CFAR dans un clutter non homogène Gaussien K-distribué avec corrélation partielle .Thèse de Doctorat d'état. *Département d'Electronique, Faculté des sciences de L'ingénieur, Université de Constantine, 1999*.
- [47] Messali Z, Soltani.F , Sahnoudi.M Robust radar detection of CA, GO, SO CFAR in Pearson measurements based on a non linear compression procedure for clutter reduction . *SIViP 2008, pp 169-176*.