

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ ABDELHAMID IBN BADIS MOSTAGANEM
FACULTÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE

THÈSE DE DOCTORAT SCIENCES

Filière : Électronique

Études et analyse d'un nouveaux détecteur CMAP-CFAR utilisant la
transformée de Gabor

*Présentée
et soutenue publiquement par*

LARBI BEKLAOUZ Hadj

Le 04 Mai 2017, devant le jury ci-dessous

Président :

– Pr. BEKKOUCHE Banaïssa Université de Mostaganem

Examineurs :

– Pr. HMADOUCHE M'hamed Université de Boumerdes

– Pr. SOUAR Zeggai Université de Saida

– Dr. OULD ALI Abdelaziz Université de Mostaganem

Rapporteurs :

– Pr. MIMI Malika Université de Mostaganem

– Pr. ABDELMALIK Taleb Ahmed Université de Valenciennes

Remerciements

Table des matières

Table des matières.....	4
Les acronymes	7
Les symboles et les notations.....	8
Liste des figures	9
Listes des tables	12
Résumé.....	13
ABSTRACT.....	14
ملخص.....	15
Introduction.....	16
Chapitre I : Généralités sur les systèmes radars.....	19
1.1 Introduction.....	19
1.2 L'équation d'un système radar.....	20
1.3 La fluctuation de la cible radar	23
1.3.1 Swerling I	23
1.3.2 Swerling II.....	24
1.3.3 Swerling III.....	24
1.3.4 Swerling IV	24
1.3.5 Swerling V.....	24
1.4 La cellule de résolution d'un système radar	24
1.5 Le rapport signal sur bruit et le rapport signal sur fouillis d'un système radar	26
1.6 Conclusion	27
Chapitre II : État de l'art de la détection CFAR	29
2.1 Introduction.....	29
2.2 L'approche probabiliste de la détection radar.....	29
2.3 La détection à taux de fausse alarme constante	30
2.4 Analyse du détecteur OS-CFAR conventionnel	34

2.4.1 Probabilité de détection	34
2.4.2 Probabilité de fausse alarme	35
2.4.3 Résultats et discussion	35
2.4.4 Conclusion	39
2.5 Analyse du détecteur CMAP-CFAR	40
2.5.1 Probabilité de détection	41
2.5.2 Probabilité de fausse alarme	42
2.5.3 Résultats et discussions	42
2.5.4 Conclusion	44
2.6 Conclusions	45
Chapitre III : La détection CFAR basée sur les techniques temps-fréquence.	47
3.1 Introduction	47
3.2 Problématique	48
3.3 Outils d'analyse et techniques d'investigation	48
3.4 Détection par la transformée de Gabor	49
3.5 Simulation des modèles de fouillis	52
3.5.1 Modèle 1 : Cibles noyées dans un fouillis de distribution Weibull	52
3.5.2 Modèle 2 : Cibles noyées dans un fouillis de distribution Rayleigh.	52
3.5.3 Modèle 3 : Cibles noyées dans un fouillis de distribution Normale.....	53
3.6 Simulation du signal radar	53
3.7 Analyse du détecteur proposé	54
3.8 Simulation et analyses des résultats du détecteur proposé.....	55
3.8.1 Scénario 1 : Effet de la distance	55
3.8.2 Scénario n°2 : Effet de l'azimute des cibles	65
3.8.3 Scénario n°3 : Effet du nombre des cibles.....	71
3.9 Conclusion.....	78
Chapitre IV : Conclusion et perspective	80

4.1 Conclusion	80
4.2 Perspectives et suggestions pour les projets futurs	82
Bibliographie.....	83
Annexe A	88
A.1 La fonction Gamma	88
A.2 Distribution Khi 2	88
Annexe B	89
B.1 Liste d'abréviations des détecteurs CFAR existants	89
B.2 Les techniques d'analyse temps-fréquence existantes	91
Annexe C	92
C.1 Modélisation du signal Radar.....	92
C.2 Modélisation des fouillis Radar.....	94
C.2.1 Fouillis de la terre	94
C.2.2 Fouillis de la pluie.....	95
C.2.3 Fouillis de la mer	95
C.3 Les programmes de simulation	97
C.3.1 L'algorithme du détecteur OS-CFAR.....	97
C.3.2 Algorithme de calcul de la transformée de Gabor	98
C.3.3 Propriétés des cibles (Target.m)	101
C.3.4 Paramètres radar (Radar.m)	102
C.3.5 Simulation du fouillis (Clutter.m).....	104
C.3.6 Simulation du signal radar (sig.m).....	105

Les acronymes

RADAR	Radio Detection And Ranging
VHF	Very High Frequency
OTHR	Over-the-horizon radar
HF	High frequency
CFAR	Constant False Alarm Rate
CA	Cell Averaging
OS	Ordered Statistics
CMAP	Clutter Map
FPGA	Field Programmable Gate Array
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SCR	Signal-to-Clutter Ratio
RCS	Radar Cross Section
S_{ER}	Surface Equivalent Radar
PDF	Probability Density Function
DSP	Digital Signal Processing
P_d	Probability of Detection
P_{fa}	Probability of False Alarm

Les symboles et les notations

$\ln()$	Natural logarithm
$(.)!$	Factorial function
$\sin(.)$	Fonction trigonométrique « sinus »
$\delta(.)$	Dirac function
$\Gamma(x)$	Fonction Gamma de x
$P(.)$	La fonction de densité de probabilité
Tx	Radar transmitter
Rx	Radar receiver
\mathbb{Z}	All integers
$X(k)$	Input discrete signal
$\gamma(k)$	The biorthogonal sequence associated with $h(k)$
Δf	Frequency resolution
Δt	Time resolution
C	Speed of light
N	Time shift
M	Frequency shift
z	Input level of the signal
Th	Threshold level
α	Scaling factor
a	Shape parameters
b	Scale parameters
v	Normalized amplitude
μ	Mean
σ	Standard deviation
H_1	Presence of target
H_0	No target available
τ	Largeur d'impulsion
$\Lambda(y/H_0)$	Rapport de vraisemblance de l'observation y sous l'hypothèse H_0

Liste des figures

Figure 1 : La hauteur d'une cible par rapport à la terre.	21
Figure 2 : Gain d'antenne en azimute de -180° à 180°	22
Figure 3 : Gain d'antenne en élévation de -20° à 40°	22
Figure 4 : Définition de la cellule de résolution radar.	25
Figure 5 : Pouvoir séparateur des cibles radars.	25
Figure 6 : Détecteur CA-CFAR.	31
Figure 7 : Détecteur GO-CFAR.	31
Figure 8 : Détecteur SO-CFAR.	32
Figure 9 : Schéma d'un détecteur OS-CFAR conventionnel.	34
Figure 10 : Seuil T_h en fonction de k pour $P_{fa}=10^{-6}$	36
Figure 11 : Performances de détection de l'OS-CFAR ($P_{fa} = 10^{-2}$).	37
Figure 12 : Performances de détection de l'OS-CFAR ($P_{fa} = 10^{-4}$).	38
Figure 13 : Performances de détection de l'OS-CFAR ($P_{fa} = 10^{-6}$).	39
Figure 14: Espace radar divisé en cellules cartes (Cell-Map).	40
Figure 15 : Schéma synoptique du détecteur CMAP-CFAR.	41
Figure 16: Probabilité de détection en fonction de SNR pour une $P_{fa} = 10^{-2}$	43
Figure 17 : Probabilité de détection en fonction de SNR pour une $P_{fa} = 10^{-4}$	43
Figure 18: Probabilité de détection en fonction de SNR pour une $P_{fa} = 10^{-6}$	44
Figure 19: Discrétisation temps-fréquence.	47
Figure 20 : Schéma synoptique du détecteur proposé.	48
Figure 21 : Les fenêtres h et γ avec ($N_h=64$ et $\alpha=1$).	50
Figure 22 : Les fenêtres h et γ avec ($N_h=64$ et $\alpha=3$).	50
Figure 23 : Les fenêtres h et γ avec ($N_h=64$ et $\alpha=10$).	51
Figure 24 : Détecteur d'enveloppe à base de la transformée de Gabor.	52
Figure 25: schémas synoptique d'un écho radar.	54
Figure 26: La fonction de densité de probabilité des coefficients de Gabor.	55
Figure 27 : Position des cibles radar affichée par le PPI.	56
Figure 28 : Les cibles sans fouillis détectées par l'OS-CFAR conventionnel.	57
Figure 29 : Les cibles simulées sans fouillis en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	58
Figure 30 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25$, $b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	59

Figure 31 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 200, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.....	59
Figure 32 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 200, b = 0.3$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.....	60
Figure 33 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 100$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	60
Figure 34 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 200$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	61
Figure 35 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 300$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	61
Figure 36 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 600$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	62
Figure 37 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 600$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	62
Figure 38 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 600$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	63
Figure 39 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\mu = 1, \sigma = 1000$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.....	63
Figure 40 : Position des cibles radar de la même portée et de différente azimuth.....	65
Figure 41 : Fréquences doppler des deux cibles radar en fonction de la portée.	66
Figure 42 : Les cibles simulées sans fouillis en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	67
Figure 43 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.....	68
Figure 44 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 250, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.....	68
Figure 45 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b=250$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.	69
Figure 46 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\sigma = 600, \mu = 10$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.....	69
Figure 47 : Fréquences doppler des cibles de différentes portées et azimuth.....	71
Figure 48 : Les cibles simulées sans fouillis en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 64, N = 8$).....	72

Figure 49 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25$, $b = 0.9$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 8$).....	72
Figure 50 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 250$, $b = 0.9$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 8$).....	73
Figure 51 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 250$, $b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 32$).	73
Figure 52 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25$, $b = 0.9$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 32$, $N = 16$).....	74
Figure 53 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 200$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 16$).	74
Figure 54 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 200$) distingué par le détecteur proposé ($M = 128$, $N = 8$).	75
Figure 55 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 250$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 128$, $N = 8$).....	75
Figure 56 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\sigma = 400$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 128$, $N = 8$).....	76
Figure 57 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\sigma = 400$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 256$, $N = 2$).....	76
Figure 58 : Modélisation du signal émis/reçue par le système radar.	93
Figure 59 : Cellule de résolution du fouillis de la terre.	94
Figure 60 : Cellule de résolution du fouillis de la pluie.....	95
Figure 61 : Cellule de résolution du fouillis de la mer.	96

Listes des tables

Tableau 1 : Radars VHF opérationnels.....	20
Tableau 2 : Valeurs de seuillage T_h en fonction de P_{fa} pour différentes valeurs α	42
Tableau 3 : Paramètres radar.....	53
Tableau 4 : Propriétés des cibles pour le scenario n°1.....	56
Tableau 5 : Paramètres de l'OS-CFAR conventionnel.	57
Tableau 6 : Paramètres de la transformée de Gabor.	57
Tableau 7 : Récapitulatifs de la simulation du scénario n°1.....	64
Tableau 8 : Propriétés des cibles pour le scenario n°2.....	65
Tableau 9 : Récapitulatifs de la simulation du scénario n°2.....	70
Tableau 10 : Propriétés des cibles pour le scenario n°3.....	71
Tableau 11 : Récapitulatifs de la simulation du scénario n°3.....	77
Tableau 12 : Liste des processeurs CFAR développé à nos jours.	89

Résumé

Un avantage majeur des systèmes radars haute fréquence (HF) est qu'ils ne sont pas affectés par la météo, les nuages ou l'évolution des conditions océaniques. En plus des tâches courantes de détection de cible et de suivi, ce type de radars est aussi fréquemment utilisé dans les applications marines et côtières pour surveiller les courants de surface de l'océan, les vagues et la direction du vent. Cependant, en raison de la très grande longueur d'onde et la faible résolution en distance, les radars métriques détectent les cibles, mais ils ne peuvent pas les distinguer s'il y en a plus qu'une à la même cellule de référence. Afin de remédier à ces inconvénients, nous proposons un nouveau système de détection radar qui permet d'améliorer les performances et maintenir un taux constant des fausses alarmes en introduisant les outils d'analyse temps-fréquence. En premier lieu, nous cherchons s'il y a une ou plusieurs cibles à l'intérieur du volume de confusion en utilisant un détecteur basé sur la transformée de Gabor. Ce dernier n'est alors plus lié au choix du modèle de milieu et peut servir dans toutes les conditions du fouillis. Notre solution permet d'obtenir une forme gaussienne quel que soit le type de distribution des échos radar. En raison de la longue période de traitement nécessaire par l'analyseur temps-fréquence, nous utilisons d'abord la carte de fouillis CFAR pour détecter des cibles de sorte que la transformée de Gabor traite uniquement les cellules de référence significatives. Les résultats obtenus montrent que l'utilisation de l'analyse temps-fréquence permet d'améliorer les performances des détecteurs CFAR en réalisant une meilleure résolution en distance et angulaire, avec une diminution considérable du nombre de fausses alarmes.

Mots clés :

CMAP-CFAR ; Statistique Ordonné ; Gabor ; temps-fréquence ; Radar HF.

ABSTRACT

A major advantage of high frequency (HF) radar systems is that they are not affected by weather, clouds or changing ocean conditions. In addition to routine target detection and tracking tasks, this type of radar is also frequently used in marine and coastal applications to monitor ocean surface currents, waves and wind direction. However, because of the very long wavelength and the low distance resolution, metric radars detect targets, but they cannot distinguish them if there is more than one at the same reference cell. In order to remedy these disadvantages, we propose a new radar detection system that improves performance and maintains a constant rate of false alarms by introducing time-frequency analysis tools. First, we look for one or more targets within the confusion volume using a Gabor-based detector. The latter is then no longer linked to the choice of the model of environment and can be used in all the conditions of the clutter. Our solution allows obtaining a Gaussian form whatever the type of distribution of the radar echoes. Due to the long processing time required by the time-frequency analyser, we first use the CFAR clutter map to detect targets so that the Gabor transform treats only the relevant reference cells. The obtained results show that the introduction of time-frequency analysis allows improving the performance of CFAR detectors by achieving better angular and distance resolution, with a considerable decrease in the number of false alarms.

Keywords:

CMAP-CFAR; order statistic; Gabor; time- frequency; radar HF.

ملخص

إن الميزة الرئيسية لأنظمة الرادار عالية التردد (HF) هي أنها لا تتأثر بالطقس والسحب أو تغير أحوال المحيطات. بالإضافة إلى المهام المشتركة للكشف عن الأهداف وتتبعها، يستخدم أيضا هذا النوع من الرادارات في كثير من الأحيان في التطبيقات البحرية والساحلية لمراقبة التيارات لسطح المحيط والأمواج واتجاه الرياح. ولكن نظرا لطول الموجة والدقة المنخفضة، فإن الرادارات المترية تكشف الأهداف، ولكنها لا تستطيع التمييز بينها إذا كان هناك أكثر من إشارة واحدة في نفس الخلية. للتغلب على هذه العوائق، نقترح نظام كشف الرادار الجديد الذي يحسن من الأداء ويحافظ على معدل ثابت من الإنذارات الكاذبة من خلال إدخال أدوات تحليل وقت-التردد. بداية، نسعى إلى الكشف إذا كان هناك هدف واحد أو أكثر في الخلية الواحدة باستخدام كاشف غابور (Gabor). كما يمكننا استخدام هذا الأخير في جميع ظروف التشوش. إذ يوفر حلنا هذا شكلا ثابتا للإشارة القادمة إلى الرادار مهما كان نوع التشويش. ونظرا إلى الفترة الطويلة من المعالجة التي يأخذها محلل "وقت-التردد"، علينا أولا استخدام بطاقة فوضى (CMAP-CFAR) للكشف عن الأهداف المجمعة في الخلية الواحدة ثم يأتي دور كاشف غابور ثانيا، لمعالجة الخلايا التي تحوي الإشارات الهامة فقط.

أظهرت النتائج أن إدخال تحليل "وقت-التردد" على كاشف الـ CFAR العادي تحسن كبير في أداء أجهزة الرادار بصفة عامة، من خلال التوصل إلى أفضل قياس زاوي ومسافة بين الأهداف مع انخفاض كبير في عدد الإنذارات الكاذبة.

كلمات البحث:

خريطة فوضى-معدل إنذار كاذب ثابت؛ الإحصائية المرتبة؛ غابور؛ الوقت-التردد؛ رادار عال التردد.

Introduction

Dans les radars classiques, la détection est exercée par un opérateur qui observe la distance et l'azimute affiché sur un scope. En se basant sur la puissance instantanée de l'écho reçu, une décision finale est établie sur la présence ou non d'une cible. Actuellement, les radars modernes incluant plusieurs processus de traitement automatiques tels que la détection, l'identification et la poursuite des cibles. En contrepartie, le développement des techniques de furtivité des cibles par l'utilisation de matériaux absorbants et de géométries spéciales, imposent aux radars de veille de nouveau une descente vers les basses fréquences [1], [2]. Les radars VHF présentent de nombreux avantages :

- L'émission de forte puissance ne nécessite qu'une technique classique,
- Les limitations par les reliefs et l'horizon sont négligeables et l'atténuation atmosphérique est plus faible,
- Un traitement sans ambiguïté de distance ni vitesse est possible en choisissant les bonnes fréquences de réceptions,
- Le bruit de phase de la porteuse à 300 MHz est très faible,
- Le risque de brouillage par moyen aéroporté est très faible en raison du poids des équipements et de la dimension des aériens.

En contrepartie, les radars VHF présentent aussi de plusieurs inconvénients à savoir :

- Bande passante étroite rendent difficile l'obtention d'une bonne précision en distance,
- Lobe d'antenne large rendant difficile l'obtention d'une bonne discrimination angulaire.

Afin de remédier à ces inconvénients, plusieurs techniques peuvent être envisagées pour améliorer les performances de ce type de système radar. Une détection classique utilisant un filtre adapté et un seuil fixé n'est plus applicable en raison du fouillis non stationnaire. À cet effet, plusieurs techniques basées sur les statistiques ordonnées et moyennes des cellules ont été développées dans la littérature [3]. De ce fait, l'un des problèmes majeurs dans les systèmes radar est la détection adaptative des échos radars noyés dans un fouillis tout en maintenant le taux de fausses alarmes constant (CFAR). Malheureusement, dans la pratique, le fouillis est non stationnaire et la variation de leur amplitude varie le taux de fausses alarmes dans les récepteurs. La question est alors comment adapter les outils de stationnarité aux variations de l'écho radar dans le temps ? Aussi les détecteurs CFAR demandent a priori la connaissance des propriétés statistiques du fouillis, ce qui n'est pas le cas dans la pratique.

Pour répondre à toutes ces problématiques soulevées ci-dessus précisément, nous avons étudié plusieurs types de détecteur CFAR conventionnel, et comparé entre eux afin de remédier sur les critères de maintien d'un taux de fausse alarme constant. Concernant la stationnarité du fouillis dans

les récepteurs adaptatifs, nous nous intéressons par les techniques d'analyse temps-fréquence qui peut être adaptés à tout type de stationnarité de signaux radar ; sous l'hypothèse que pour chaque fréquence, il existe aux cours du temps une partie stationnaire. L'utilisation conjointe d'un détecteur CFAR conventionnel et d'une technique temps-fréquence adapté, nous amène à une nouvelle architecture d'un détecteur radar ou autrement dit une modernisation d'un système de radar obsolète. Afin d'étudier en profondeur et d'analyser cette nouvelle architecture, nous limitons notre recherche sur un type de radar bien précis. Nous sommes donc en présence d'un radar VHF de type « Pulse Doppler », car un traitement cohérent du signal sur plusieurs impulsions est effectué pour obtenir un bon pouvoir discriminateur en distance et en vitesse radiale. Ceci dit, nous définissons tout d'abord les caractéristiques principales du système radar (Figure 20), ensuite, nous simulons un signal de teste (Figure 25) avec des paramètres réels du système radar et plusieurs scénario pour les cibles.

Notre présent travail de thèse portant sur l'étude et l'analyse d'un nouveau détecteur radar basé sur l'analyse temps-fréquence est organisé comme suite : En premier chapitre, nous introduisons des généralités sur les systèmes radars VHF. Aussi bien que l'équation radar qui est un élément clé pour étudier les performances de la détection CFAR. Dans le deuxième chapitre, nous rappelons très brièvement l'état de l'art de la détection CFAR et on montre les inconvénients majeurs des détecteurs conventionnels. Dans ce chapitre nous intéressons à deux détecteurs choisis que nous analysons en détail. Le troisième chapitre est consacré à la validation des résultats de simulation Monte-Carlo sur des données existantes. Plusieurs scénarios de cibles noyées dans de différents types de fouillis avec différents types de détecteurs CFAR sont considérés. Enfin, nous concluons ce travail de thèse en synthétisant les contributions et les idées les plus pertinentes issues de cette recherche ainsi que les perspectives envisagées.

Chapitre I

Généralité sur les systèmes radars HF

Chapitre I : Généralités sur les systèmes radars

1.1 Introduction

La détection des cibles 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. Les Américains ont nommé 'RADAR', qui est l'acronyme de l'expression (Radio Detection And Ranging), depuis cette époque, le radar n'a cessé de se perfectionner et devenir plus en plus très complexe [4].

Les fonctionnalités des radars de veille ne se limitent plus à la détection et à la localisation des cibles aériennes, elles incluent aussi l'identification ou au moins la discrimination des cibles. De nos jours, le développement des techniques de furtivité par l'utilisation de matériaux absorbants et de géométries spéciales, impose aux radars de veille de nouveau une descente vers les basses fréquences [1], [5]. Afin de répondre à ces aspects, les fréquences de la bande VHF présentent plusieurs intérêts aux radaristes [6] :

- La détection est facilitée par la signature intrinsèque élevée des cibles.
- L'impossibilité de mise en œuvre de matériaux absorbants efficace.
- La portée des ondes à ces fréquences. Ils serviront à la veille aérienne lointaine.
- L'identification trouve aussi un nouveau support. En effet, les cibles usuelles se trouvent alors en zone de résonance. Il semble donc possible d'extraire des informations sur leur géométrie ou leur nature à partir de l'analyse de leurs réponses fréquentielles, chaque cible étant caractérisée par un jeu unique de fréquences de résonance.
- L'émission en polarisation horizontale ou verticale et la réception sur les deux simultanément, apportent des informations supplémentaires sur la signature de la cible et augmentent son identification.
- Moins vulnérables aux attaques aériennes que les radars conventionnels.
- L'émission de forte puissance ne nécessite qu'une technologie classique.
- L'ambiguïté en distance et en fréquence peut éviter.

En raison de contenir cette bande de fréquence ces avantages, plusieurs pays puissants choisissant d'installer ce type de radar pour des applications militaires et civiles. Le tableau ci-dessus cite quelques radars VHF opérationnels à nos jours [2], [7].

Tableau 1 : Radars VHF opérationnels.

Type de radar	Fréquences (MHz)	Portée (km)
408C	100 - 120	601.9
CHOP REST	162 - 169	
NOSTRADAMUS	6 - 20	OTH
RIAS	50	OTH
GRAVES	143.05	200-1000
SACHEM	VHF	
PARASOL	VHF	
RABIT	HF	
CUIRACE	UHF	
DOG HOUSE	100	
HEN HOUSE	150	
KNIFE REST A	70 - 73 ; 79 - 93	
NYSA C	600	300
SPOON REST	147 - 161	
TALL KING	150 - 180	
SPS 37	200	
SPS 43	200	482.8
P18	150-180	350

L'évolution des radars VHF a porté sur des nouvelles architectures et configurations d'antennes qu'il est désormais facile de gérer ou de contrôler par le traitement du signal, grâce aux performances des processeurs actuels. Capable de fonctionner avec émetteur et récepteur partagent une électronique et une antenne séparée ou commune, avec une antenne creuse ou de forme arbitraire, ainsi s'adapter aux effets de propagation des ondes VHF. Ce type de radar peut être utilisé comme alerteur primaire et facilite le pré pointage des cibles [7].

1.2 L'équation d'un système radar

Les paramètres essentiels d'un système radar sont assemblés entre eux par une relation appelée équation du radar. Cette équation traduit l'influence de phénomènes physiques sur la puissance rayonnée, la propagation de l'onde, et jusqu'à la réception de l'écho radar. L'équation du radar permet de réaliser une estimation des performances de n'importe quel système radar comme définis par [8], [9], [10].

$$R_{\max} = \sqrt[4]{\frac{P_s G^2 \lambda^2 A_c \tau}{k_B T_0 F_N (4\pi)^3 L_s}} \quad (1)$$

Dans laquelle :

P_r : Puissance réfléchie, en [Watt]

P_s : Puissance émise, en [Watt]

R_{\max} : Distance cible – radar, en [m]

G : Gain d'antenne

A_c : Surface de réflexion apparente de l'antenne radar, avec $A_c = \frac{G \lambda^2}{4\pi}$

τ : Largeur d'impulsion,

β : La bande passante du récepteur, avec $\beta = \frac{1}{\tau}$

k_B : Constante de Boltzmann, en [J/K],

T_o : Température absolue, en [°K],

F_N : Bruit de fond du récepteur,

L_S : les pertes du système radar en émission et en réception.

Toutes les grandeurs physiques qui embrouillent la propagation de l'onde transmise par le radar ont été prises en compte dans cette équation hypothétique.

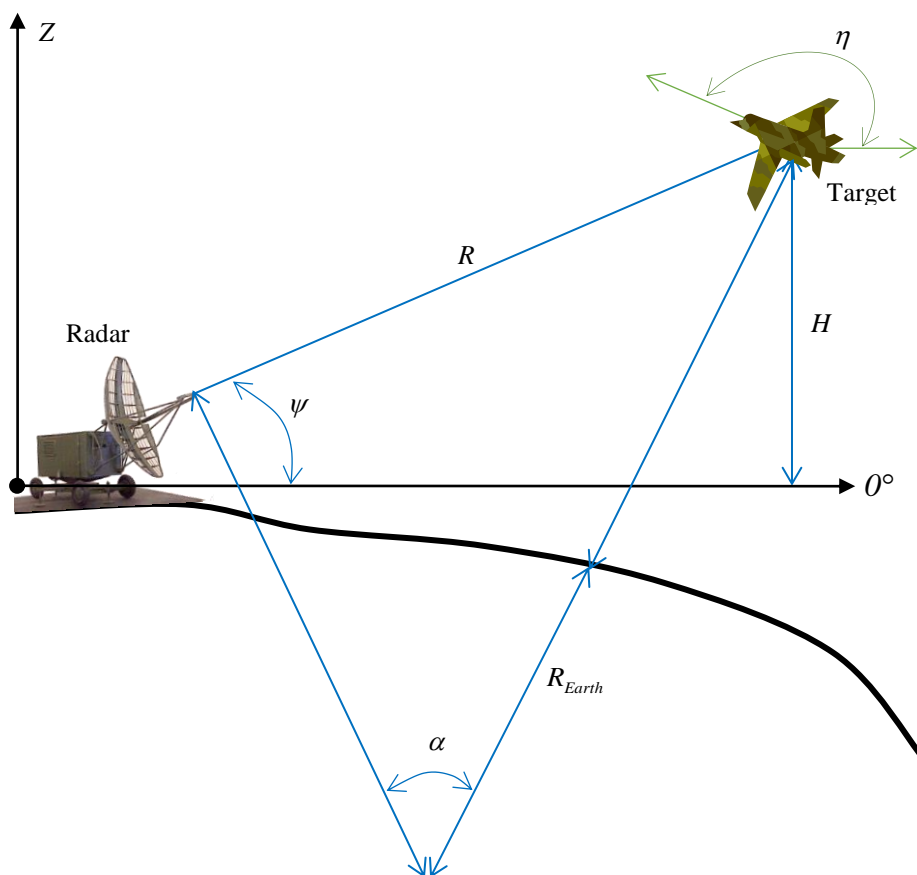


Figure 1 : La hauteur d'une cible par rapport à la terre.

Les diagrammes du gain en azimute et en élévation de l'antenne radar sont représentés sur les figures suivantes :

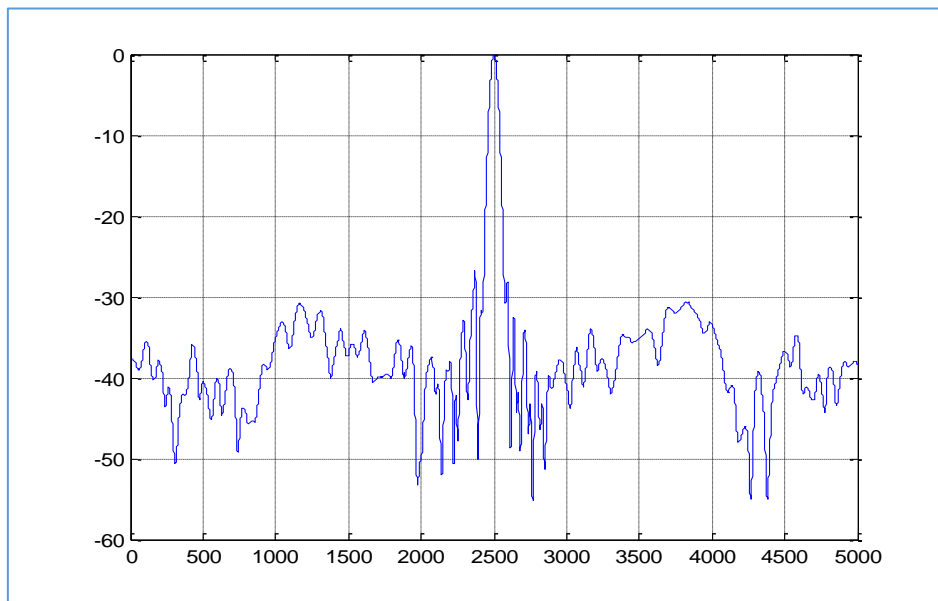


Figure 2 : Gain d'antenne en azimute de -180° à 180° .

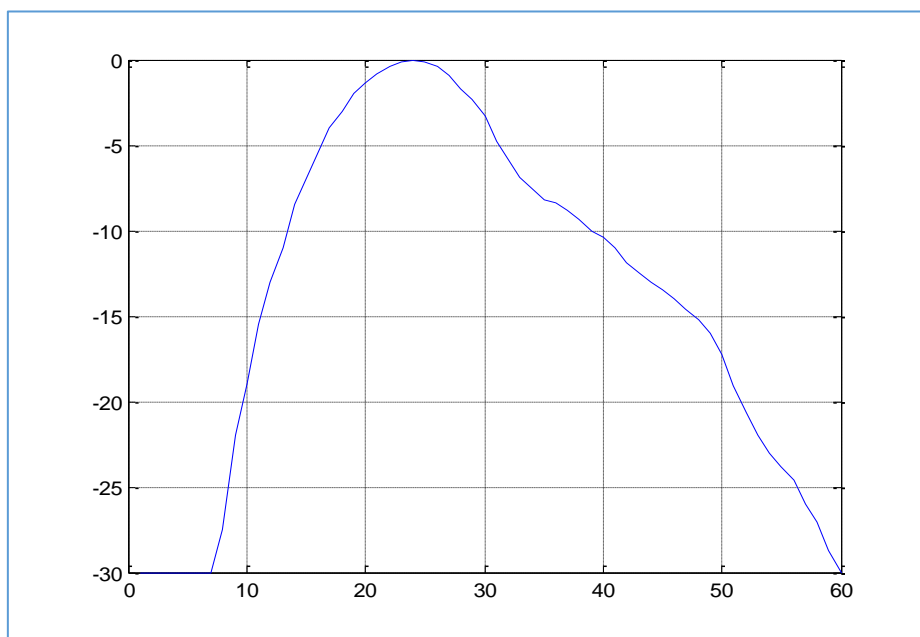


Figure 3 : Gain d'antenne en élévation de -20° à 40° .

1.3 La fluctuation de la cible radar

L'identification des cibles radar requiert la connaissance a priori du comportement des cibles dans la gamme de fréquence étudiée. La réponse de la cible, définie par sa surface équivalente radar (S_{er}), à l'excitation d'une onde électromagnétique doit alors être caractérisée. La détermination de cette réponse peut être réalisée en effectuant des mesures en chambre anéchoïde sur la cible grandeur réelle ou ramenée à une échelle réduite. Cette méthode est une méthode performante, mais la variation des angles d'observation de la cible en vol nécessite une connaissance de la surface équivalente radar en fonction du site et du gisement. La réalisation de mesures en tenant compte de ces deux paramètres est très fastidieuse et très coûteuse. La surface équivalente radar pour une zone ayant une taille spécifique est donnée par [9].

$$S_{er} = A_c \times S_0 \quad (2)$$

Où S_0 la surface équivalente radar par unité de surface et A_c , la zone éclairée.

La simulation numérique offre la possibilité de connaître la S_{er} d'une cible quel que soient les angles d'observation de cette dernière. Plusieurs méthodes de modélisation ont été développées [11], souvent pour des applications particulières.

La forme complexe de la surface efficace de la cible radar nous mène à la description statistique du fouillis. Ceci signifie que le coefficient de réflexion du fouillis pour une cible peut être considéré comme une variable aléatoire avec une loi de distribution spécifique [9], [12]. La fonction de densité de probabilité (*PDF*) des cibles ayant un nombre fini de degrés de liberté m donné par [13] :

$$P(S_{er}) = \frac{m}{\Gamma(m) S_{er}} \left(m \frac{S_{er}}{S_{er}} \right)^{m-1} e^{-\left(m \frac{S_{er}}{S_{er}} \right)} I_{[0, \infty]}(S_{er}) \quad (3)$$

où $\overline{S_{er}}$ est la moyenne arithmétique de S_{er} , $I_{[0, \infty]}(S_{er})$ la fonction de Bessel et $\Gamma(m)$ la fonction Gamma. La vitesse de fluctuation de la cible distingue les différents modèles [14]. Les modèles proposés par Peter Swerling sont souvent employés [13].

1.3.1 Swerling I

La surface équivalente radar est quasiment constante d'une impulsion à l'autre, mais varie indépendamment d'un scan à un autre scan durant le temps d'illumination. Selon [14], la densité de probabilité de détection (Équation n°3) ayant deux degrés de liberté ($m = 1$). Donnée par la loi de Rayleigh

$$P(S_{er}) = \frac{1}{S_{er}} e^{-\left(\frac{1}{S_{er}} \right)} \quad (4)$$

1.3.2 Swerling II

La surface équivalente radar varie d'une impulsion à une autre très rapidement suivant la même loi que celle de Swerling I.

1.3.3 Swerling III

La surface équivalente radar varie d'un scan à un autre. La densité de probabilité de détection ayant quatre degrés de liberté ($m = 2$). Donnée par la loi exponentielle [14] .

$$P(S_{er}) = 4 \frac{S_{er}}{S_{er}^2} e^{-2 \frac{S_{er}}{S_{er}^2}} \quad (5)$$

1.3.4 Swerling IV

La surface équivalente radar varie d'une impulsion à une autre selon la loi exponentielle. Il est similaire à Swerling III.

1.3.5 Swerling V

La surface équivalente radar est quasiment constante. Il s'agit d'une cible n'ayant pas de fluctuations.

1.4 La cellule de résolution d'un système radar

Dans cette partie nous présentons graphiquement l'un des performances le plus importantes d'un système radar, tel que, la résolution en distance. C'est la capacité à distinguer plusieurs cibles très proches l'une de l'autre, en distance ou en azimute [14].

La résolution en distance (dR) est défini par la multiplication de la vitesse de la lumière c par la largeur d'impulsion τ émise par le radar.

$$dR = \frac{c \tau}{2} \quad (6)$$

La résolution angulaire ($d\theta$) est l'écart angulaire minimum entre deux cibles de l'angle d'azimute (θ_{AZ}), définie par la division de la fréquence du balayage f_s , sur la fréquence de répétition de l'impulsion radar f_r .

$$d\theta = \frac{f_s}{f_r} \times \theta_{AZ} \quad (7)$$

Ces deux dernières grandeurs (dR , $d\theta$), définissant la cellule de résolution comme le montre la figure suivante :

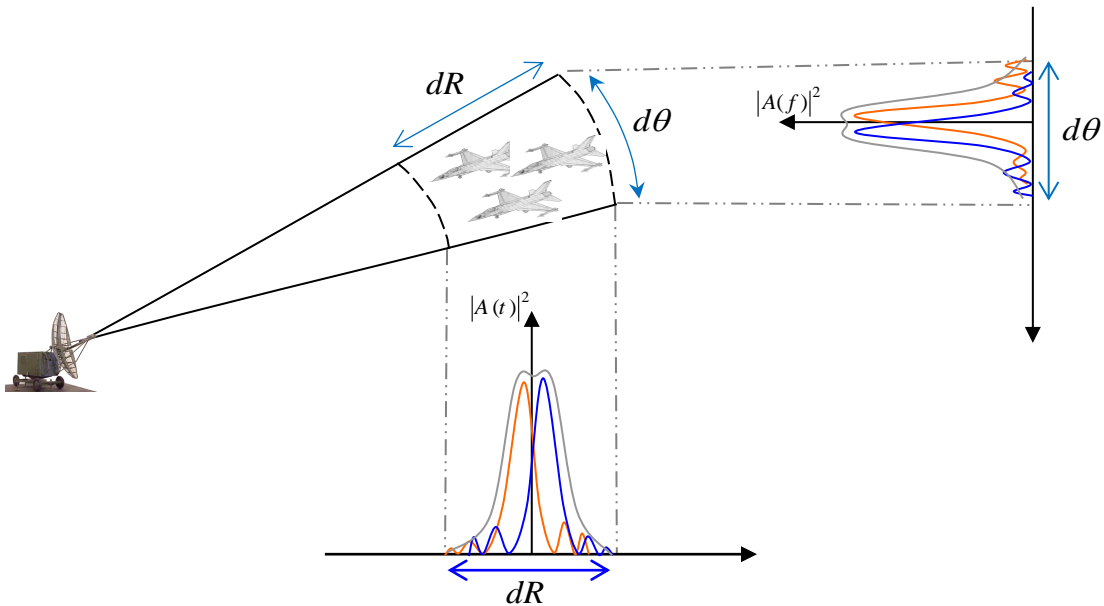


Figure 4 : Définition de la cellule de résolution radar.

S'il y a plusieurs cibles se trouvant dans cette cellule, le récepteur radar ne peut les distinguer et les considère comme une seule cible. Cependant, d'après [2] il en résulte que deux cibles peuvent être séparées si la différence entre les deux fréquences doppler est supérieur ou égale à la bande passante du récepteur ($\Delta F = (|f_{d1} - f_{d2}|) \geq \beta$).

D'où, f_{d1} et f_{d2} sont les fréquences doppler propre aux cibles et β la bande passante du système de réception radar.

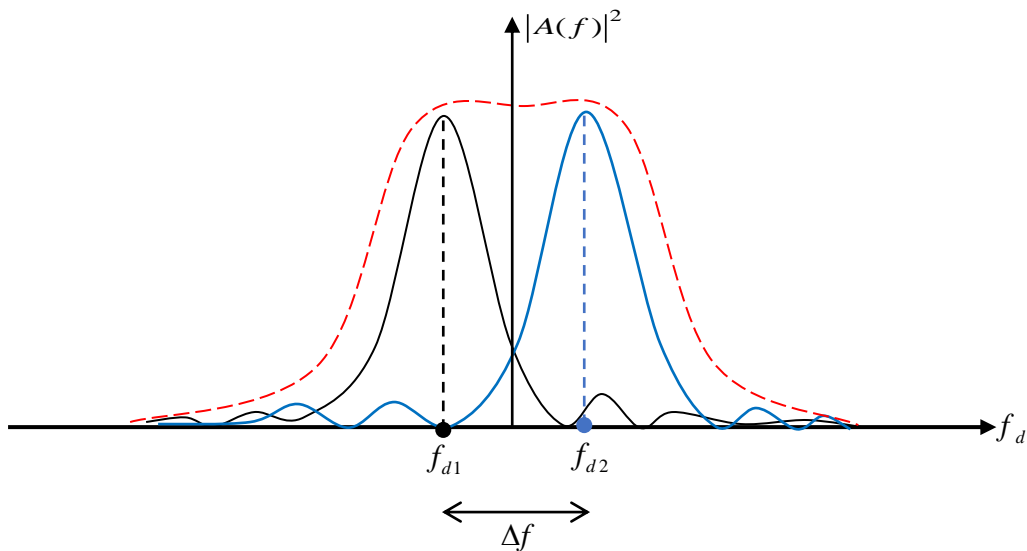


Figure 5 : Pouvoir séparateur des cibles radars.

1.5 Le rapport signal sur bruit et le rapport signal sur fouillis d'un système radar

Le rapport signal sur bruit (SNR), est une mesure principale de la performance, car elle détermine la capacité du système radar pour la détection, la mesure et le suivi des cibles. Le SNR en terme puissance moyenne, en fonction de la puissance reçue (S) et la puissance du bruit (N) à la sortie du récepteur. Il est calculé par l'équation (1) du système radar [15] :

$$SNR = \frac{P_r G S_{er} A_c}{(4\pi)^2 R^4 \beta K T_0 L_S} \quad (8)$$

Les échos radar du sol, de la mer ou de la pluie, qui interfèrent avec le signal rétrodiffusé par la cible à détecter sont appelés fouillis (Clutter). Le niveau d'interférence peut être caractérisé par le rapport de la puissance du signal reçue (S) à la puissance du fouillis (C). Le rapport signal sur fouillis (SCR) dépend aussi des paramètres qui caractérisent le système radar [9], [15].

$$SCR = A_c \times \frac{1}{R \theta \sec(\phi) \left(\frac{c \tau}{2}\right)} \quad (9)$$

avec :

θ : L'angle d'azimute,

ϕ : Angle d'incidence,

σ_0 : Le facteur de réflectivité moyen du fouillis,

A_c : La zone du fouillis éclairé.

Ce dernier (A_c), est un élément crucial pour modéliser les fouillis radar du sol, de la mer ou de la pluie. Ont présenté dans l'annexe (voir annexe C.2).

Le rapport signal sur fouillis peut être combiné avec le rapport signal sur bruit comme montrée dans [9], [15].

$$\frac{S}{(C+N)} = \frac{1}{\frac{1}{SCR} + \frac{1}{SNR}} \quad (10)$$

La performance du radar pour détecter des cibles dans un fouillis dépend du SCR plutôt que le SNR [9]. La relation de l'équation (10) montre que si on augmente la bande passante du récepteur pour améliorer la résolution en-distance ou en azimute, le rapport signal sur bruit diminue.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous montrons l'utilisation des radars basse fréquence qui peut être utilisée comme alerteur à très longue portée. Ainsi les nombreux avantages qui ont possédé. Les vrais problèmes liés aux systèmes radar, de les modéliser par un modèle mathématique plus précis. Ainsi de filtré les signaux rétrodiffusé d'une cible lorsqu'il est mélangé avec du fouillis. Le fouillis se mélange avec le signal utile d'une plusieurs manières (en masquant le signal utile ou créant des signaux similaire aux signaux utiles ou déformant le signal utile). Tous ces effets parviennent limiter la sensibilité du récepteur radar de découvrir les cibles. Ainsi de créer des fausses indications et rendre plus aléatoire l'identification des cibles. Cette dernier nous obligeons d'introduire l'approche probabiliste afin :

- de distinguer une cible où elle existe certainement.
- de distinguer une cible là où il n'y a rien.

L'éclaircissement précise de ces deux hypothèses, qui caractérisent la qualité de la réception d'un système radar. Le chapitre suivant traitera en détails ces théories.

Chapitre II

État de l'art de la détection CFAR

Chapitre II : État de l'art de la détection CFAR

2.1 Introduction

La détection à taux de fausse alarme constante (CFAR) a été introduite pour la première fois par Finn et Johnson [3]. L'originalité de ce détecteur a consisté à proposer une nouvelle détection basée sur un seuil adaptatif, en remplacement de la détection classique du seuil fixe. Depuis sa publication en 1968, cet article de base a ouvert la voie à un grand nombre de scientifiques à travers le monde, et plusieurs travaux se basant sur le seuil adaptatif ont été publiés, et continuent toujours, à être publiés (voir annexe B.1). Dans ce chapitre, nous introduisons l'approche probabiliste ainsi la détection à taux de fausse alarme constante. Aux sections Section 4 et Section 5, nous étudions en détail certains détecteurs préférés en présentant leurs performances en détection.

2.2 L'approche probabiliste de la détection radar

On rappelle tout d'abord l'approche de Bayes [16] aux problèmes de décision, qui est basée sur la connaissance, pour chaque hypothèse H_i , de la probabilité a priori pour que cette hypothèse se réalise. Les observations (de l'ensemble R) peuvent être classées en deux sous-ensembles (R_0 , R_1) mutuellement exclusifs.

- L'hypothèse nulle, H_0 , constitué uniquement de bruit,
- L'hypothèse alternative, H_1 , composé du signal utile et les bruits.

Où R l'ensemble de tous les résultats possible.

La probabilité $\Pr\{r \in R_1 | H_0\}$ est appelée probabilité de fausse alarme (Pfa) et la probabilité $\Pr\{r \in R_1 | H_1\}$ est appelée probabilité de détection (Pd). On peut alors écrire :

$$\begin{cases} Pd = \int_{R_1} \Pr(r | H_1) dr \\ Pfa = \int_{R_1} \Pr(r | H_0) dr \end{cases} \quad (11)$$

C'est une probabilité de voir une cible où elle existe réellement ou une probabilité de voir une cible là où il n'y a rien. Ce sont ces deux facteurs qui caractérisent la qualité de la réception d'un système radar.

Pour réaliser le test de Bayes, il faut connaître les probabilités a priori P_i qui déterminent la valeur du seuil Th auquel le rapport de vraisemblance est comparé. Les tests de Neyman Pearson constituent, dans ces cas, une approche alternative. Au lieu de considérer l'occurrence de chaque hypothèse comme un phénomène aléatoire, et d'optimiser la performance moyenne, les tests de Neyman Pearson agissent directement sur les mesures de performance suivantes :

$$\begin{cases} Pd = \Pr \{ \text{décider } H_1 | H_1 \} \\ Pfa = \Pr \{ \text{décider } H_1 | H_0 \} \end{cases} \quad (12)$$

On veut, usuellement, avoir une valeur de probabilité de détection la plus grande possible, et, en même temps, une valeur de probabilité de fausse alarme la plus petite possible. Cependant, ces deux contraintes ne sont pas indépendantes, et sont même contradictoires : pour augmenter Pd on doit augmenter R_I , et pour minimiser Pfa on doit diminuer R_I .

Les tests de Neyman Pearson correspondent à maximiser la probabilité de détection, avec une contrainte fixe sur la probabilité de fausse alarme. La solution est obtenue à travers l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange, et encore une fois, donnée par le rapport de vraisemblance $\Lambda(r)$ [16] où maintenant le seuil Th est déterminé de façon à vérifier la contrainte :

$$Pfa = \int_{Th}^{\infty} p(\Lambda(r) | H_0) d\Lambda = \alpha \quad (13)$$

Le problème de la détection est réduit à un test d'hypothèse binaire, où le détecteur doit décider entre les deux hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_1 : Y(m) = s(m) + b(m) \\ H_0 : Y(m) = b(m) \end{cases} \quad (14)$$

Où le signal reçu (écho radar) $Y(m)$ est composé d'un signal utile $s(m)$ et un bruit indésirable $b(m)$ modélisé par l'équation mathématique suivante (voir annexe C.1)

$$Y(m) = s(m) + b(m) \quad (15)$$

2.3 La détection à taux de fausse alarme constante

Finn et Johnson [3] ont proposé un détecteur adaptatif basé sur la moyenne des cellules (CA-CFAR). Ce détecteur effectue l'estimation de la puissance de bruit sur quelques cellules adjacentes à la cellule test en omettant une ou deux cellules, dites cellules de gardes, qui peuvent contenir une partie de la puissance de la cible. La détection finale est effectuée par la comparaison du signal provenant de la cellule test à un seuil adaptatif. Ce dernier est obtenu à partir de la somme arithmétique des cellules de référence multiplié par une constante Th , pour obtenir la probabilité de fausse alarme désirée. Le détecteur CA-CFAR est présenté par le schéma synoptique suivant :

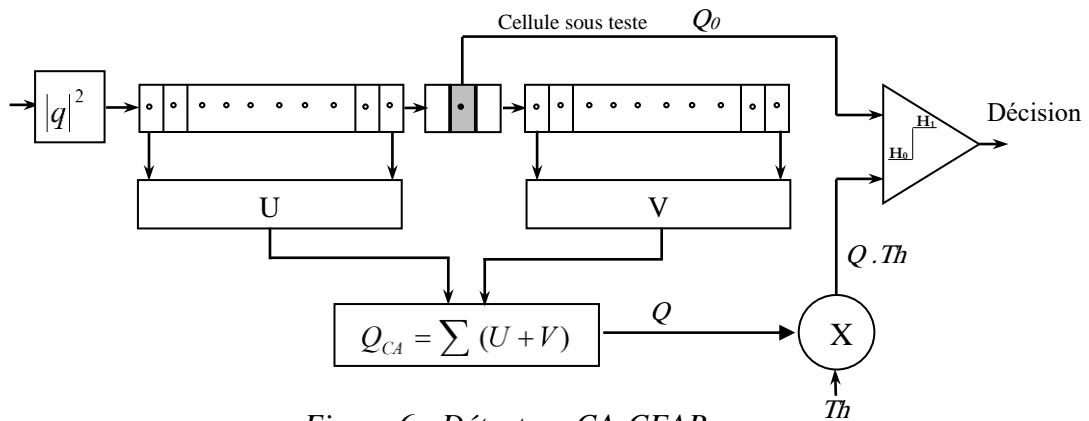


Figure 6 : Détecteur CA-CFAR.

Les performances de ce détecteur approchent de celles du détecteur optimal de Neyman Pearson pour un nombre infini de cellules de la fenêtre de référence et un fouillis de distribution uniforme. Dans la pratique, le fouillis n'est pas uniforme, à cet effet la probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR se dégrade considérablement [17]. Afin d'améliorer la probabilité de la détection de ce dernier, d'autres détecteurs CA-CFAR ont été proposés [18], [19], [20]. Les informations à priori sur l'endroit des cibles ont été proposé par Mclane [21] pour pondérer le seuil du détecteur CA-CFAR. En outre, Barkat et Varshney ont proposé le détecteur WCA-CFAR utilisant la pondération des sorties des deux sous-fenêtres pour maintenir une probabilité de fausse alarme constante et en maximisant la probabilité de la détection.

Différentes techniques ont été proposées pour résoudre le problème de l'augmentation de la probabilité de fausse alarme due à la présence d'une discontinuité du fouillis. Hansen [22] a présenté et analysé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of) pour contrôler l'augmentation de la probabilité de fausse alarme. Dans ce dernier, les cellules de la fenêtre de référence sont séparées en deux sous-fenêtres, en avant de la cellule sous test et en aval. Leurs contenus sont additionnés et le plus grand des deux est utilisé comme estimateur de la puissance du fouillis.

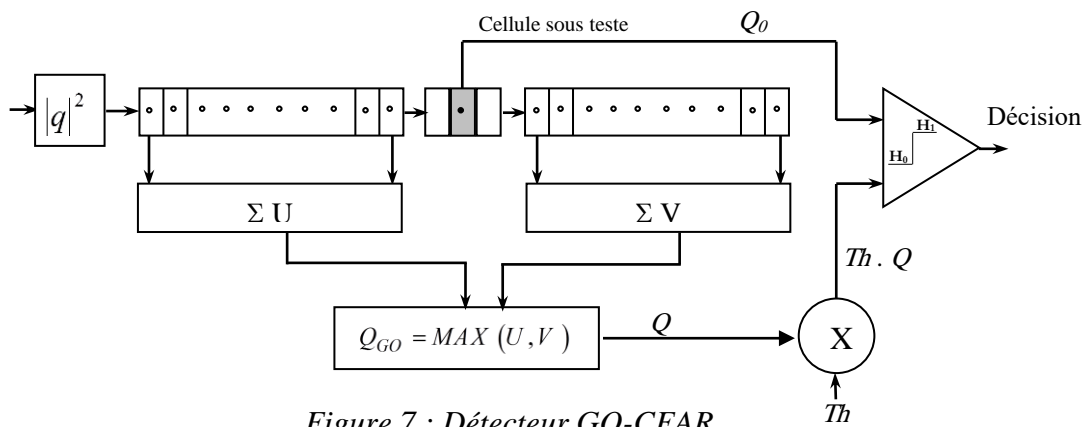


Figure 7 : Détecteur GO-CFAR

Plusieurs chercheurs [23], [24], [25] ont prouvé qu'en présence des cibles interférentes ou étroitement espacées, les performances du détecteur GO-CFAR se dégradent considérablement. À cet effet plusieurs détecteurs à base de GO-CFAR ont été proposés.

Trunk [26] a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR (Smallest-Of) afin d'améliorer la résolution des cibles étroitement espacées. Pour ce dernier, les contenus des deux sous-fenêtres entourant la cellule sous test sont additionnés et le plus petit des deux est utilisé comme estimateur de la puissance du fouillis.

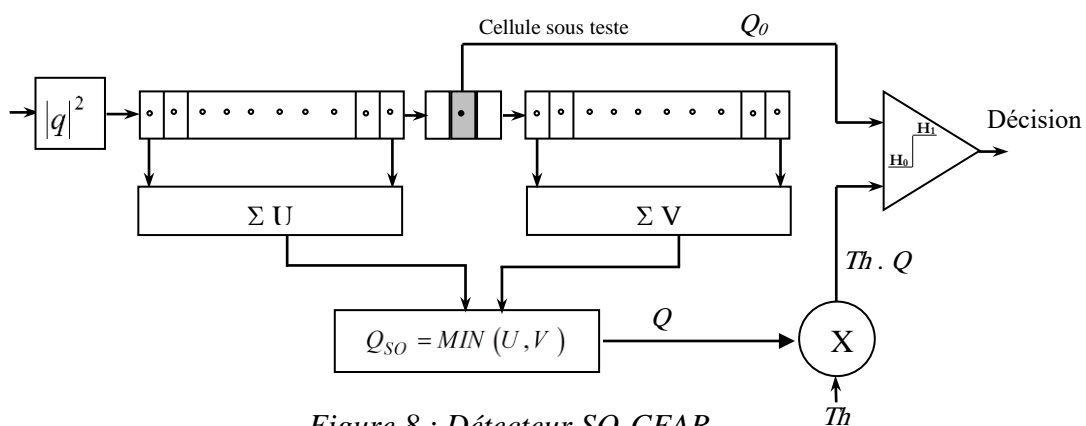


Figure 8 : Détecteur SO-CFAR

D'autres techniques robustes basées sur la statistique d'ordre ont été proposées pour des environnements non homogènes. Dans [27] Rohling a proposé le détecteur OS-CFAR (Order Statistic) qui consiste à ordonner le contenu des cellules de la fenêtre de référence et de choisir le contenu de la $k^{\text{ème}}$ cellule comme estimation de la puissance du fouillis. Plusieurs analyses de ce détecteur ont prouvé le maintien de la performance dans les situations de plusieurs cibles [28], par rapport aux détecteurs cités précédemment.

On a présenté les principaux détecteurs CFAR inventorié depuis la publication de Finn et Johnson. À partir de ces détecteurs cités précédemment, les chercheurs de la détection ne cessent d'hybrider entre les détecteurs CFAR afin d'améliorer leurs performances.

Elias Fuste et *al* [29] ont proposé deux nouveaux détecteurs OSGO-CFAR et OSSO-CFAR qui réduisent la durée du tri des cellules. Himonas et Barkat [30] ont introduit le détecteur GTL-MLD (Generalised Two Level Mean Level Detector) qui utilise la technique de test cellule par cellule pour l'acceptation ou le rejet des échantillons. Ce détecteur est robuste comparativement à l'OS-CFAR car il ne nécessite pas la connaissance du nombre de cibles interférentes.

Pour augmenter la probabilité de détection, une telle détection ne peut être satisfaisante, car il est difficile de distinguer entre la cible et le fouillis. Pour cela, des techniques standards pour séparer

la cible du fouillis consiste à traiter un certain nombre de retours consécutifs du radar avant de déclarer la détection. Le processus par lequel les impulsions sont combinées est connu sous le nom intégration [31]. Selon la manière d'effectuer le processus d'intégration, on distingue trois techniques : l'intégration cohérente, l'intégration non cohérente et l'intégration binaire.

Pour améliorer les performances de la détection des systèmes radar, des techniques de fusion de données, logique floue sont utilisées récemment [32], [33]. Dans ces dernières techniques on utilise plusieurs détecteurs CFAR, le seuil de détection binaire est remplacé par un seuil continu, qui permet de classer selon le degré d'appartenance de la sortie du détecteur à la classe H_0 ou H_1 .

Un autre type de détecteur à carte de fouillis à taux de fausse alarme constante (CMAP-CFAR) développé par Ramon Nitzberg [34], ce dernier est réalisé en utilisant une pondération exponentielle numérique des mesures de balayage antérieurs pour estimer le niveau de la carte de fouillis dans chaque cellule de résolution. Hamadouche et al [35] ont analysé le détecteur CMAP-CFAR dans des différentes situations de fouillis ainsi présenté leurs probabilités de détection et de fausse alarme.

Parmi tous les détecteurs cités auparavant nous choisissons les détecteurs OS-CFAR conventionnels et CMAP-CFAR afin de montrer leurs performances en détection et leurs résolutions en-distance. La probabilité de fausse alarme et la probabilité de détection de ces détecteurs sont analysées en détail dans les sections suivantes.

2.4 Analyse du détecteur OS-CFAR conventionnel

Le détecteur OS-CFAR a été proposé par Rholing [27] pour minimiser l'effet de masque décrit dans les situations multi cibles dans un environnement non homogène. Les cellules de référence sont classées en fonction de leur niveau d'amplitude.

$$Z_1 < Z_2 < \dots < Z_k < \dots < Z_N \quad (16)$$

Le variable k est le rang de la cellule dont l'entrée est sélectionnée pour déterminer le seuil. Le niveau de seuil Th , est obtenu en multipliant l'entrée de la cellule d'indice k par un facteur d'échelle α qui contrôle la probabilité de fausse alarme :

$$Th = \alpha \times Z_k \quad (17)$$

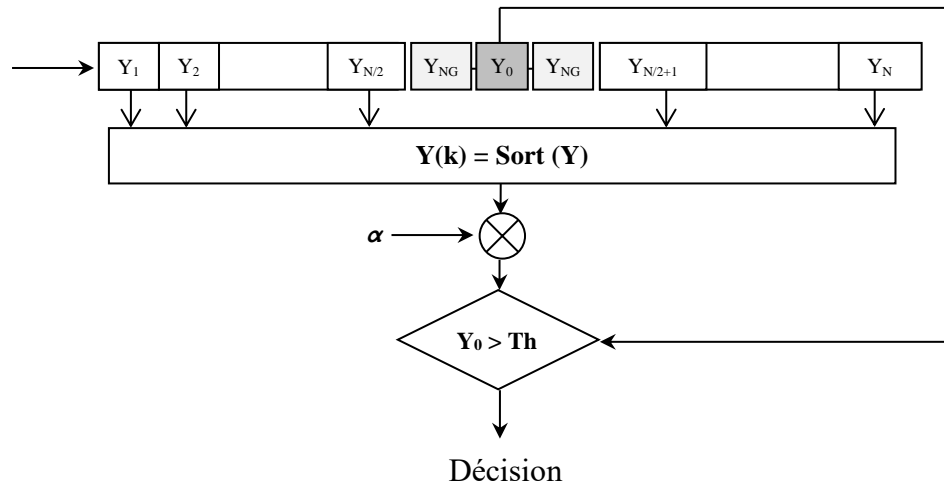


Figure 9 : Schéma d'un détecteur OS-CFAR conventionnel.

2.4.1 Probabilité de détection

Pour un fouillis de distribution de Rayleigh, la probabilité de détection (Pd) en fonction des cellules de référence (N_{os}) est donnée par [28].

$$Pd = k \binom{N_{os}}{k} \frac{(\alpha_D + N_{os} - k)! (k-1)!}{(\alpha_D + N_{os})!} \quad (18)$$

avec

$$\alpha_D = \frac{\alpha}{(1+SNR)}$$

(19)

D'où $\binom{N_{os}}{k}$, représente le nombre de choix de k éléments parmi N_{os} .

Dans [36], une formule empirique est développée pour définir la relation entre le rapport signal sur bruit (SNR) exprimé en, décibels, la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme de telle sorte que

$$SNR = (A + 0.12 \times A \times B + 1.7 \times B) \quad (20)$$

avec

$$\begin{cases} A = \ln\left(\frac{0.62}{Pfa}\right) \\ B = \ln\left(\frac{Pd}{1-Pd}\right) \end{cases} \quad (21)$$

2.4.2 Probabilité de fausse alarme

Ainsi, la probabilité de fausse alarme qui a la même expression que la probabilité de détection avec un rapport signal sur bruit nulle. On remplace ($SNR = 0$) dans l'équation (18) on obtient :

$$Pfa = k \binom{N_{os}}{k} \frac{(\alpha + N_{os} - k)! (k-1)!}{(\alpha + N)!} \quad (22)$$

2.4.3 Résultats et discussion

Dans cette partie, nous analysons les résultats de simulation du détecteur OS-CFAR en présence d'une distribution Rayleigh. Ce détecteur estime que le niveau de la puissance du bruit en sélectionnant le $k^{\text{ème}}$ échantillon dans la fenêtre de référence de la taille N_{os} . Nous considérons que les cellules de référence sont indépendantes.

Afin de montrer la performance en détection de l'OS-CFAR une simulation Monte-Carlo est réalisée pour une Pfa donnée pour différentes valeurs de SNR et de nombre N_{os} des cellules de référence.

Le facteur multiplicatif Th calculé à l'aide de l'équation (17) pour des différentes valeurs k comme représenté sur la Figure 10 pour une $Pfa = 10^{-6}$.

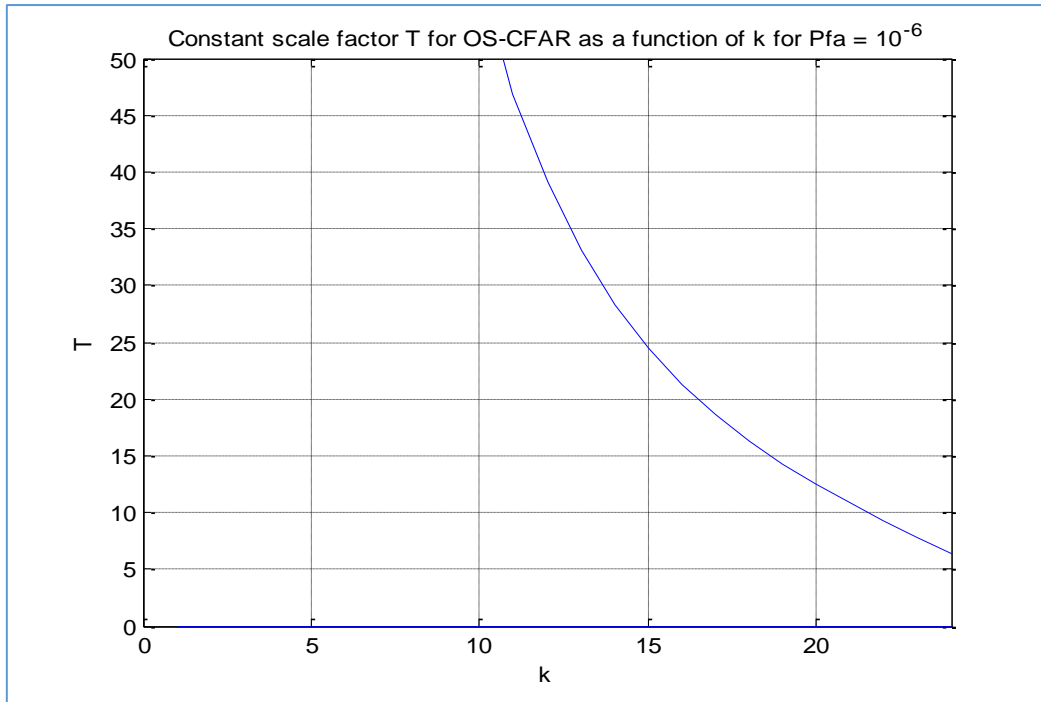


Figure 10 : Seuil T_h en fonction de k pour $P_{fa}=10^{-6}$.

On remarque que lorsque la valeur de k augmente, le facteur multiplicatif diminue pour compenser l'estimation de la puissance du fouillis Z et maintenir ainsi un taux de fausse alarme constant. Pour cette raison les radaristes fixent la valeur de k à $\frac{3}{4} N_{OS}$.

Les figures suivantes montrent les résultats de simulation de la probabilité de détection en fonction du rapport signal/bruit et de nombre des cellules de référence toute en gardons les probabilités de fausse alarme constantes.

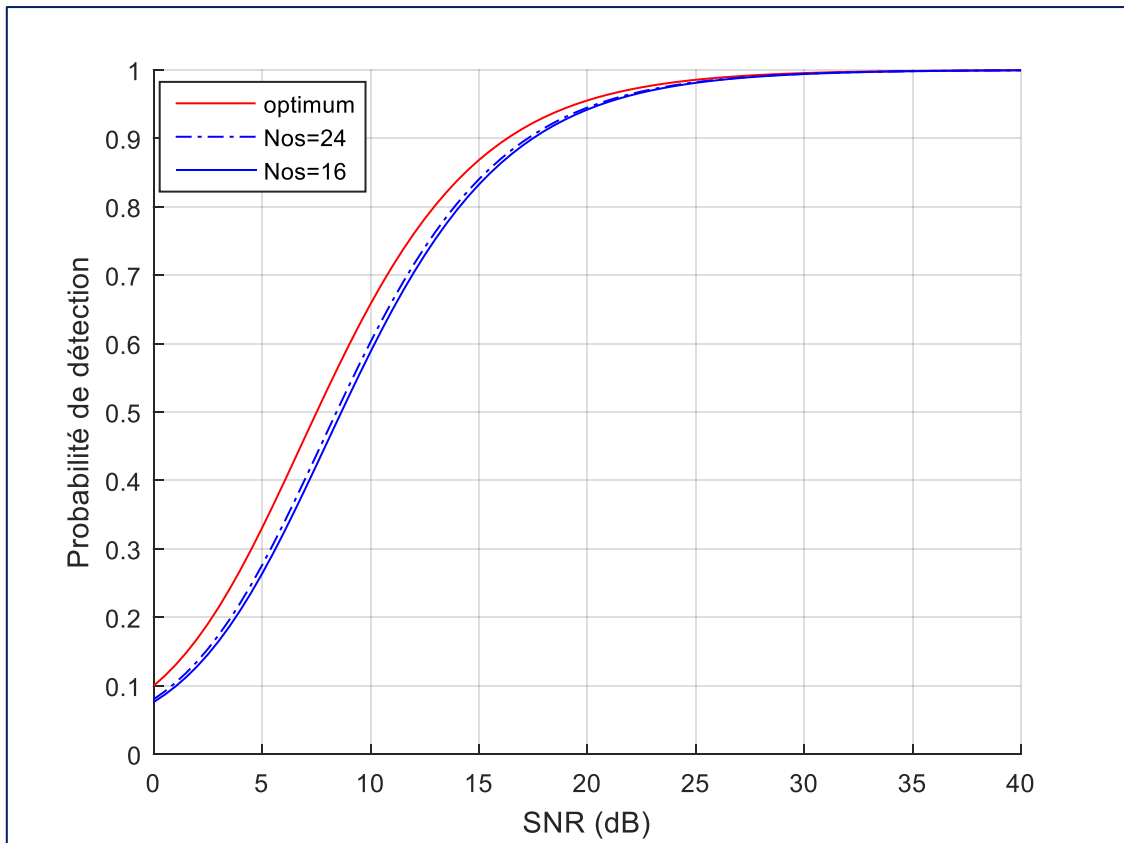


Figure 11 : Performances de détection de l'OS-CFAR ($P_{fa} = 10^{-2}$).

Pour une $P_{fa} = 0.1$, La Figure 11 montre qu'on obtient une probabilité de détection de 80 % à un rapport signal/bruit de 15 dB quel que soit le nombre des cellules de référence, et notre détecteur s'approche du détecteur optimum.

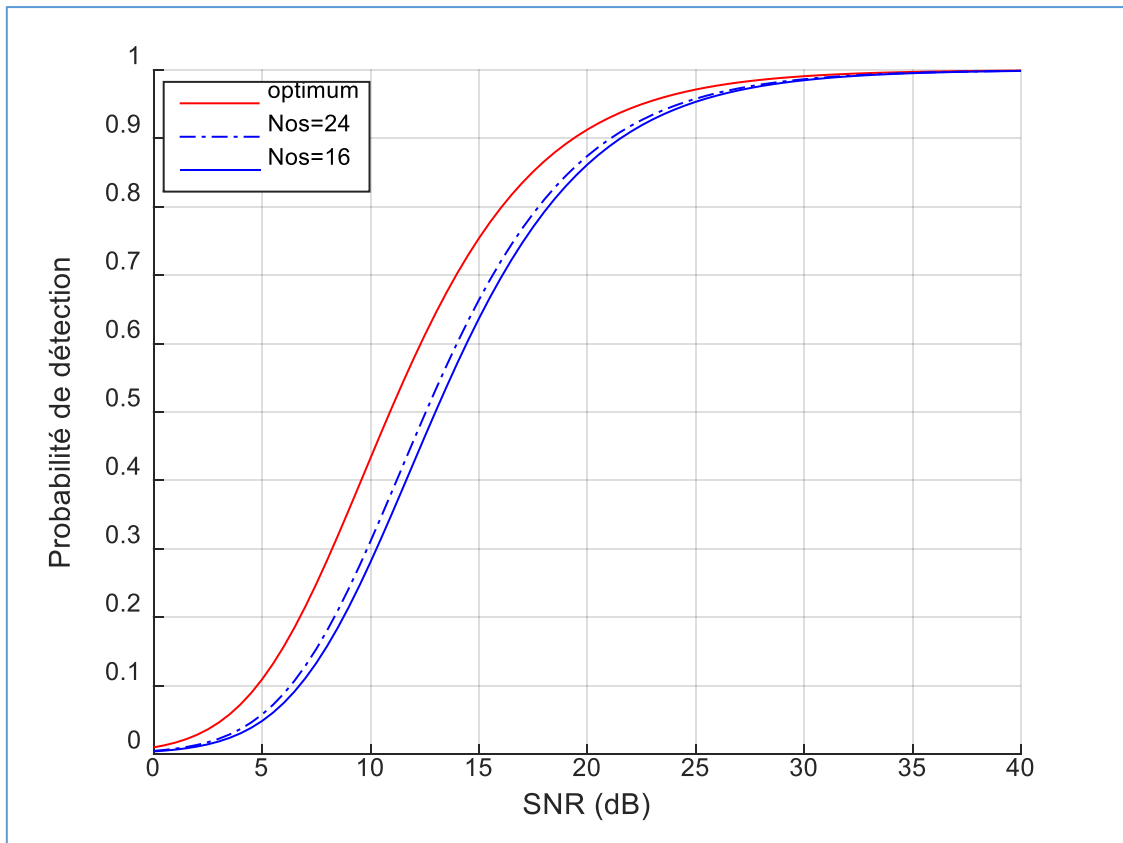


Figure 12 : Performances de détection de l'OS-CFAR ($P_{fa} = 10^{-4}$)

La Figure 12 montre qu'on obtient une probabilité de détection de 70% à un rapport signal/bruit de 15 dB, $N_{os} = 24$ et la probabilité de fausse alarme fixée à 0.001. On obtient une meilleure détection pour un nombre des cellules de référence un peu plus élevé. Si on diminue le N_{os} , la détection diminue aussi.

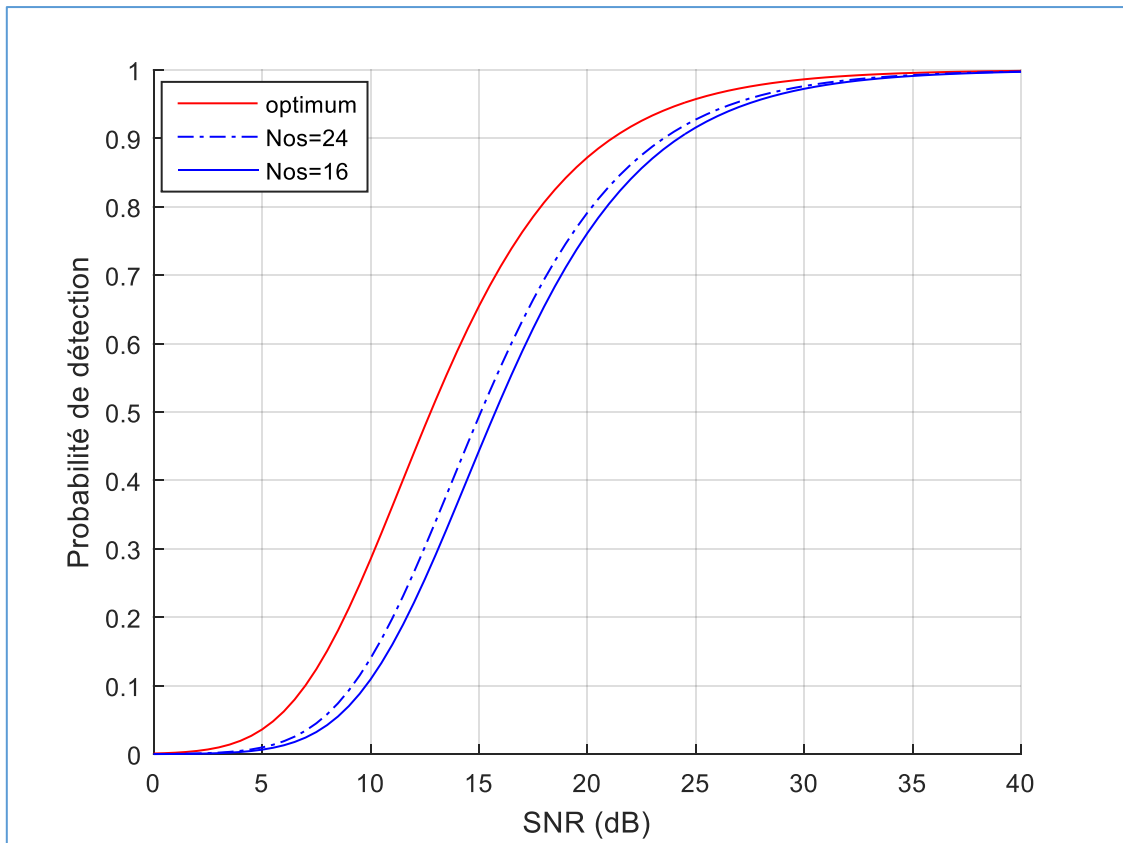


Figure 13 : Performances de détection de l'OS-CFAR ($P_{fa} = 10^{-6}$).

La Figure 13 montre qu'on obtient une probabilité de détection de 50 % à un rapport signal/bruit de 15 dB, $N_{os} = 24$ et la probabilité de fausse alarme fixée à 0.00001. On remarque que si on augmente la probabilité de fausse alarme, la probabilité de la détection se dégrade considérablement.

2.4.4 Conclusion

Dans cette section, nous avons analysé les détecteurs OS-CFAR traditionnels, nous avons présenté les formules analytiques de leurs probabilités de fausse alarme et leurs probabilités de détection. Ainsi une simulation a été faite pour montrer graphiquement leurs performances en fonction du nombre de cellules de référence, la probabilité de fausse alarme et le rapport signal/bruit.

Pour un rapport de signal/bruit de 15 dB, on a remarqué une diminution de la probabilité de détection pour une probabilité de fausse alarme et un nombre de cellule de référence faible.

Pour avoir une meilleure probabilité de détection, il faut augmenter le nombre des cellules de référence (N_{os} assez grande) pour tenir compte des effets de bord. Cependant, ce nombre ne peut pas être pris trop important en raison du fait que l'on veut considérer l'entourage direct de la cible et minimiser le temps du traitement CFAR.

2.5 Analyse du détecteur CMAP-CFAR

Le détecteur CMAP-CFAR est un filtre autorégressif à un seul pôle pour mettre à jour l'estimation de la puissance du fouillis. Ce détecteur utilise un estimateur à fenêtre glissante qui prend la moyenne sur m balayages. À chaque scan de l'espace radar, l'estimation de la puissance du fouillis est mise à jour par un lissage exponentiel de chaque cellule de résolution (voir Figure 14).

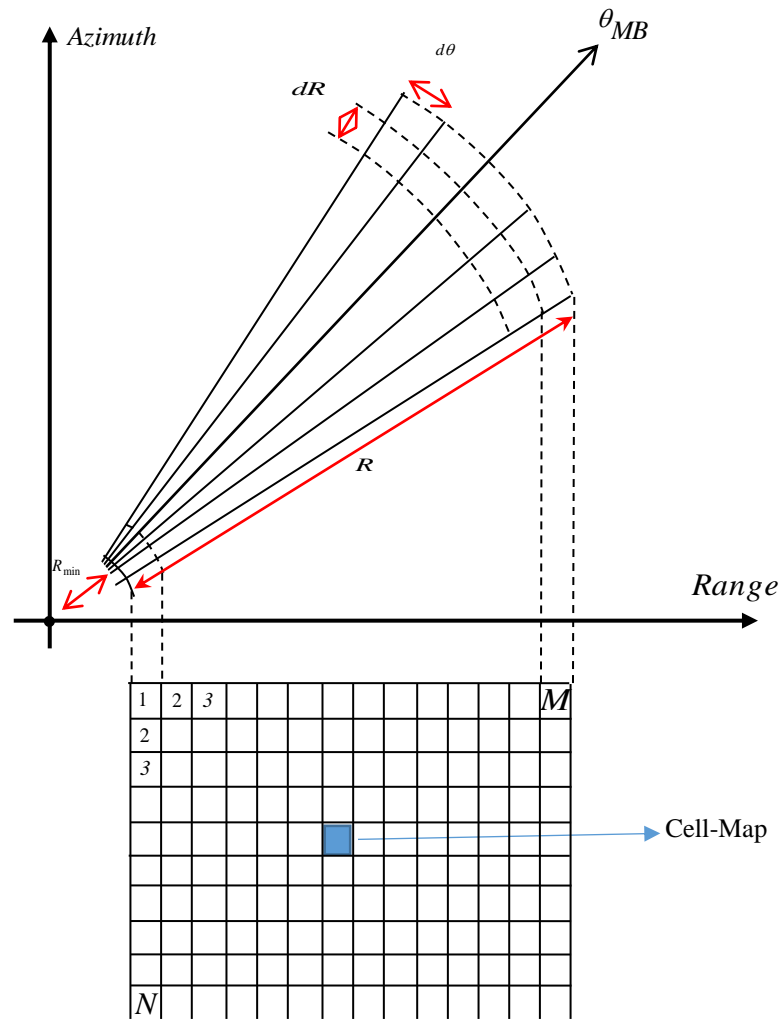


Figure 14: Espace radar divisé en cellules cartes (Cell-Map).

Dans cette technique, nous utilisons seulement la dernière estimation au lieu des données de m balayages précédents. À chaque sortie de la $k^{\text{ème}}$ cellule du $N^{\text{ième}}$ balayage, $q(k)$ pondérée par le facteur α . Où α est un paramètre de gain du filtre pour assurer la stabilité du système ($0 < \alpha < 1$) est ajoutée à l'estimation précédente de la puissance du clutter, $y(n)$, pondérée par le facteur $(1-\alpha)$ pour donner la nouvelle estimation.

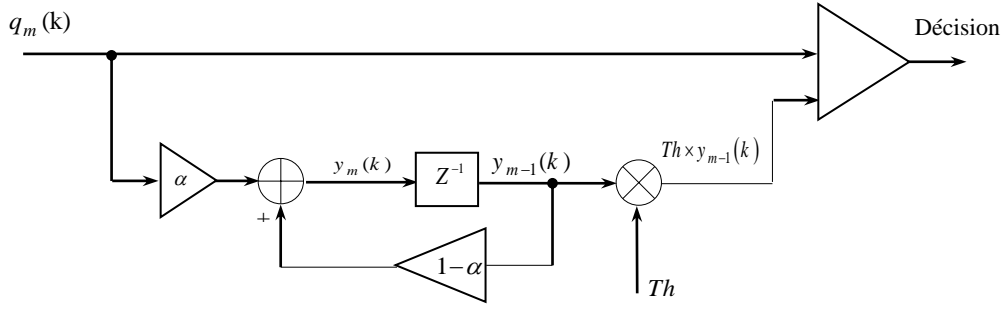


Figure 15 : Schéma synoptique du détecteur CMAP-CFAR

Le seuil Th est calculé de manière à assurer une probabilité de fausse alarme constante. La décision finale sur la présence ou non de la cible est réalisée en comparant la cellule de test $q(k)$ et le seuil pondéré.

$$y_m(k) = (1-\alpha) \times y_{m-1}(k) + \alpha \times q_m(k) \quad (23)$$

Pour obtenir une forme plus compacte de $y_{m-1}(k)$, nous pouvons écrire à partir de l'équation (23) :

$$y_{m-1}(k) = (1-\alpha) \times y_{m-2}(k) + \alpha \times q_{m-1}(k) \quad (24)$$

et

$$y_{m-2}(k) = (1-\alpha) \times y_{m-3}(k) + \alpha \times q_{m-2}(k) \quad (25)$$

La substitution de l'équation (24) dans (23) donne :

$$y_m(k) = (1-\alpha) \times ((1-\alpha) \times y_{m-2}(k) + \alpha \times q_{m-1}(k)) + \alpha \times q_m(k) \quad (26)$$

on a donc

$$y_m(k) = \alpha \times q_m(k) + \alpha(1-\alpha) \times q_{m-1}(k) + (1-\alpha)^2 \times y_{m-2}(k) \quad (27)$$

et la substitution de l'équation (25) dans (23) donne :

$$y_m(k) = \alpha \times q_m(k) + \alpha(1-\alpha) \times q_{m-1}(k) + (1-\alpha)^2 \times ((1-\alpha) \times y_{m-3}(k) + \alpha \times q_{m-2}(k)) \quad (28)$$

on a donc

$$y_m(k) = \alpha \times q_m(k) + \alpha(1-\alpha) \times q_{m-1}(k) + \alpha(1-\alpha)^2 \times q_{m-2}(k) + (1-\alpha)^3 \times y_{m-3}(k) \quad (29)$$

En continuant la substitution de cette manière, nous pouvons généraliser l'équation (23) par récursivité.

On obtient une forme plus compacte comme montrée ci-dessous :

$$y_m(k) = \sum_{i=0}^m \alpha(1-\alpha)^i q_{m-i}(k) \quad (30)$$

2.5.1 Probabilité de détection

Les fonctions de densité conditionnelle sachant l'existence et non existence de la cible à la sortie du détecteur sont données respectivement par [35] :

$$\begin{cases} \Pr(q|H_0) = \frac{q^{p-1}}{(p-1)!} \exp(-q) \\ \Pr(q|H_1) = \frac{q^{p-1}}{(p-1)! (1+SNR)^p} \exp\left(-\frac{q}{1+SNR}\right) \end{cases} \quad (31)$$

Par conséquent, la probabilité de détection ; donnée pour un taux de fausse alarme fixe, est obtenue par la formule suivante :

$$P_D = \int_0^\infty \Pr(y) \int_{Th}^\infty \Pr(q/H_1) dq dy \quad (32)$$

En remplaçant les expressions (31) dans l'équation (32), nous obtenons l'expression de la probabilité de détection :

$$Pd = \sum_{k=0}^{n-1} \prod_{n=0}^m \binom{n+k-1}{k} \left(Th \frac{\alpha \times (1-\alpha)^n}{1+SNR} \right)^k \left(1 + Th \times \frac{\alpha \times (1-\alpha)^n}{1+SNR} \right)^{-(n+k)} \quad (33)$$

2.5.2 Probabilité de fausse alarme

La probabilité de fausse alarme est donnée par [35] :

$$pfa = \int_0^\infty \Pr(y) \int_{Th}^\infty \Pr(q/H_0) dq dy \quad (34)$$

Est obtenue quand $SNR = 0$. Il vient que [35]:

$$Pfa = \prod_{n=0}^m \left(\frac{1}{1 + \alpha \times (1-\alpha)^n \times Th} \right) \quad (35)$$

2.5.3 Résultats et discussions

Dans cette section, nous allons analyser le détecteur CMAP-CFAR pour une seule impulsion. Nous supposons que la cible est du type Swerling I, noyée dans un fouillis de Weibull. Une simulation Monte-Carlo est effectuée pour des différentes valeurs de Pfa et α .

Le seuil Th est calculé à partir de l'équation (35). Étant donné le coefficient de pondération α , nous varions la probabilité de fausse alarme. Le tableau ci-dessous montre les valeurs de Th pour différentes valeurs de Pfa et α .

Tableau 2 : Valeurs de seuillage Th en fonction de Pfa pour différentes valeurs α .

α	Pfa	Th	α	Pfa	Th	α	Pfa	Th
0.01	10^{-2}	4.6	0.5	10^{-2}	9	0.9	10^{-2}	25.6
	10^{-4}	9.4		10^{-4}	31.4		10^{-4}	190
	10^{-6}	143		10^{-6}	76.6		10^{-6}	854

Les figures 16-18, montrent les résultats de simulation de la probabilité de détection en fonction du rapport signal/bruit et de coefficient α pour des différentes probabilités de fausse alarme.

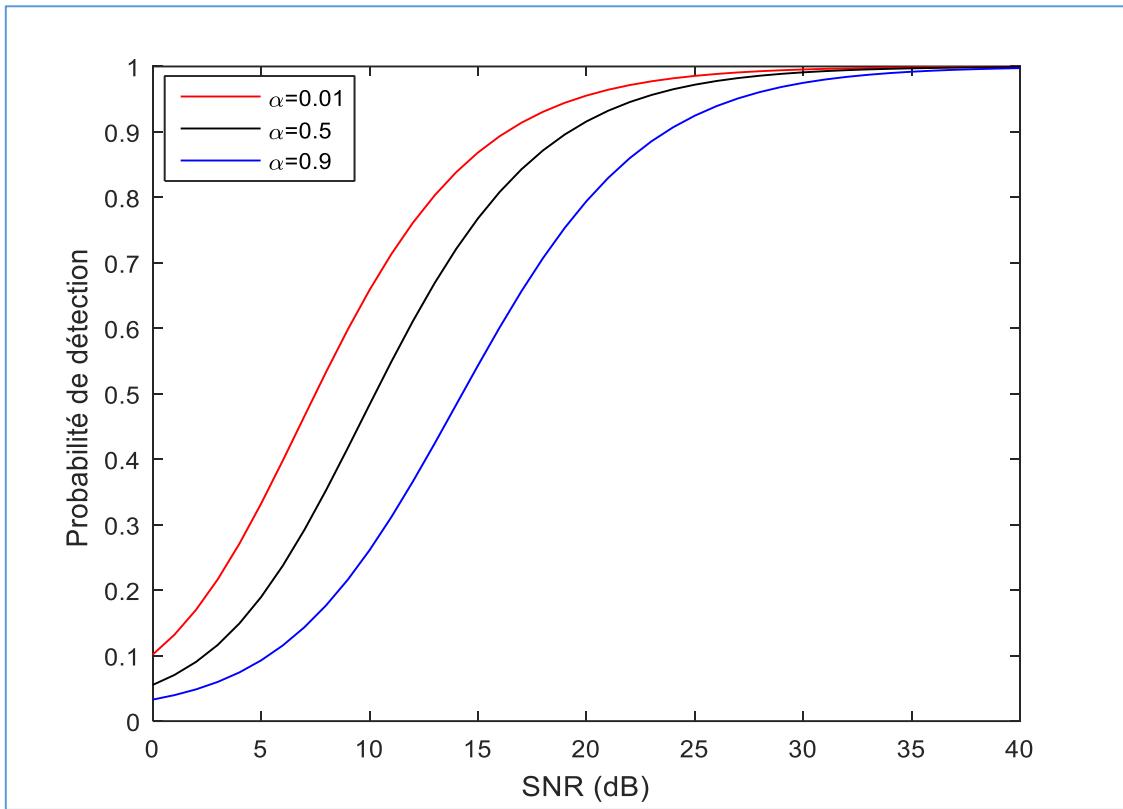


Figure 16: Probabilité de détection en fonction de SNR pour une $Pfa = 10^{-2}$.

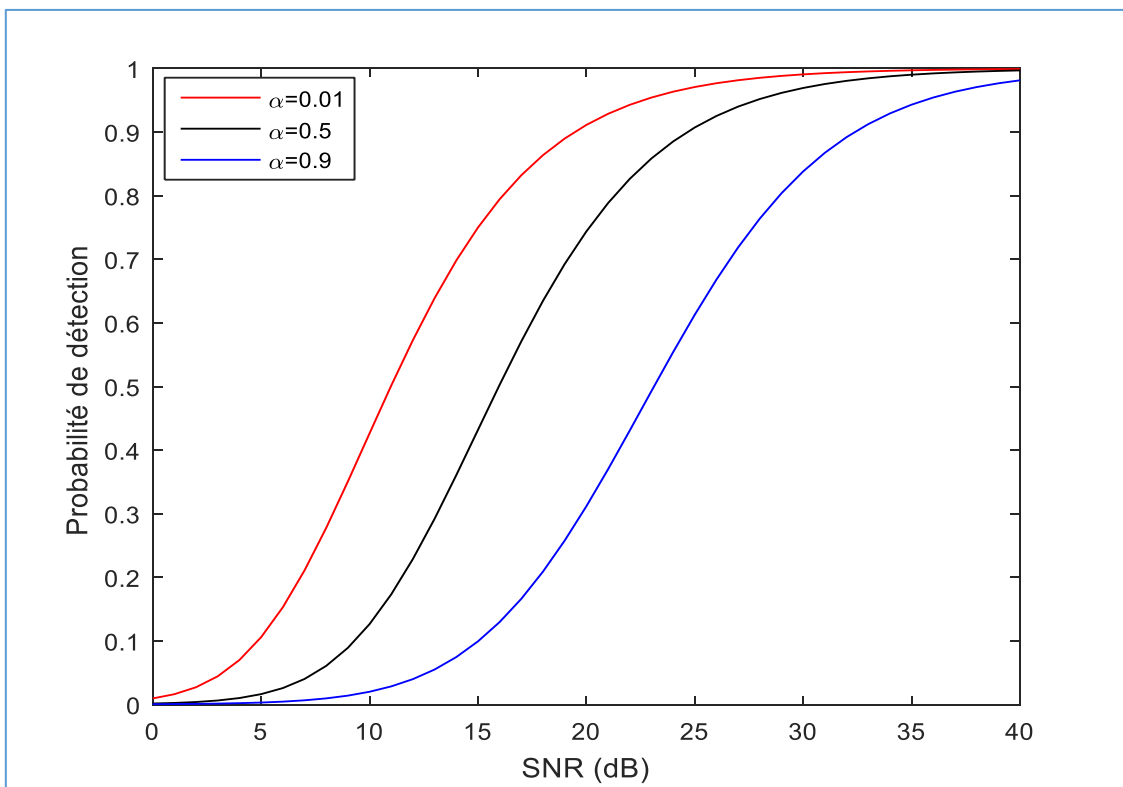


Figure 17 : Probabilité de détection en fonction de SNR pour une $Pfa = 10^{-4}$.

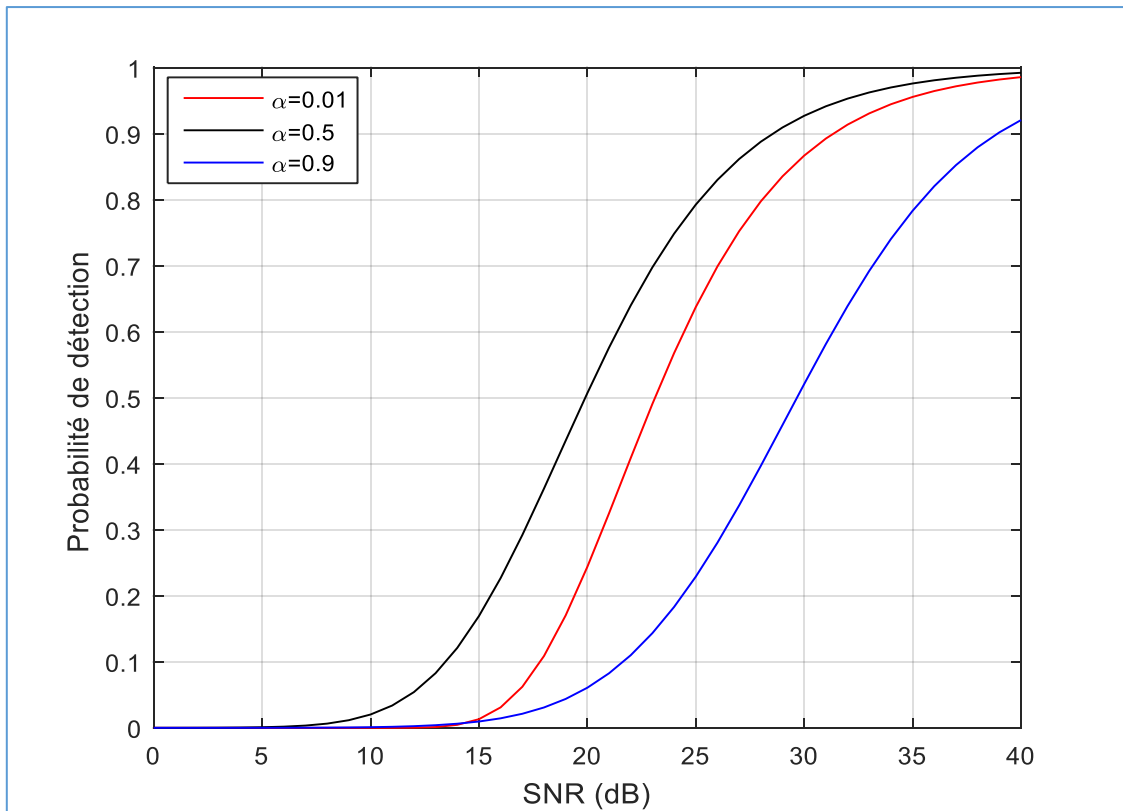


Figure 18: Probabilité de détection en fonction de SNR pour une $Pfa = 10^{-6}$.

Nous observons que pour α petit, la probabilité de détection est meilleure que celle pour α grand, ce qui est normale puisque α est très petit (α tend vers 0), le système tend à avoir un seuil fixe et par conséquent nous obtenons la détection optimale. Par contre, lorsque α est grand (α tend vers 1), on omet les échantillons précédents pour aboutir à une estimation du seuil d'où la dégradation de la probabilité de détection.

2.5.4 Conclusion

Nous avons examiné l'effet des paramètres de gain du filtre α sur la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme. Nous observons que pour α petit, la probabilité de détection est meilleure que celle pour α grand. La probabilité de fausse alarme diminue quand α augmente.

Le détecteur CMAP-CFAR exploite l'homogénéité intrinsèque locale de l'environnement radar dans lequel l'espace radar est divisé en cellules carte de fouillis (Figure 14). Il est préférable qu'il soit utilisé pour des petites surfaces équivalentes radar ou pour des cibles volant tangentiellement au cercle formé par le noyau cible-radar.

2.6 Conclusions

Nous avons présenté l'état de l'art de la détection CFAR ainsi que ses dérivés. Parmi les 78 détecteurs CFAR présentés dans l'annexe, nous dénombrons 13 techniques hypéridés avec l'OS-CFAR. À cet effet, nous avons analysé le détecteur OS-CFAR, dans la Section 4. Ce dernier présente une supériorité en détection par rapport aux autres techniques CFAR. Dans les situations des cibles multiples, l'OS-CFAR ne nécessite pas la connaissance a priori du nombre des cibles. Les probabilités de la détection et de fausse alarme sont données et les résultats obtenus par simulations sont discutés.

Dans la Section 5, nous avons présenté l'analyse du détecteur CMAP-CFAR développé par Nitzberg, de même que le détecteur précédent, les probabilités de la détection et de fausse alarme sont données ainsi les résultats sont discutés. Le CMAP-CFAR utilise une seule case mémoire pour analyser le fouillis dans un environnement radar où le non homogénéité est généralement sévère et par conséquent les fausses alarmes sont difficilement contrôlables. Est préférable d'être utilisé pour des petites surfaces équivalentes radar aussi pour des cibles volant tangentiellement au cercle formé par le noyau cible-radar.

Dans la majorité des détecteurs cités ci-dessus, ils ont utilisé un détecteur quadratique en amont de leurs détecteurs CFAR. Et essayent toujours d'améliorer la probabilité de détection et minimiser le nombre des fausses alarmes à considérons un type de fouillis spécifique. À cet effet nous voulons utiliser une technique qui rend le fouillis uniforme à l'entrée du détecteur CFAR. Ainsi d'améliorer la résolution du système considéré. Car les radars VHF présentent un inconvénient majeur dans leurs résolutions en-distance, les détecteurs CFAR seuls ne peuvent les améliorer. Ces techniques seront montrées en détail dans le chapitre suivant.

Chapitre III

La détection CFAR basée sur les techniques temps-fréquence.

Chapitre III : La détection CFAR basée sur les techniques temps-fréquence.

3.1 Introduction

Les techniques temps-fréquence ont pour avantage d'être adaptées à tout type de non-stationnarités sous l'hypothèse que pour chaque fréquence, il existe aux cours du temps une partie stationnaire. La grande variété de ces technique temps-fréquence (voir Annexe B.2) ouvre la voie de recherche d'intégrer et hybrider ces dernières dans de différentes applications comme la classification, la décision, l'estimation, la reconnaissance et la détection. Matz et Hlawatsch [37] proposent un détecteur hypothèse composites formulé dans une région du plan temps-fréquence. Friedlander et Porat [38] ont proposé un détecteur de transitoires basé sur un test du maximum de vraisemblance.

Richard et *al* [39] proposent un détecteur linéaire performant qui élimine la redondance présente dans une représentation de Wigner-Ville. En [40], la détection CFAR dans le plan temps-fréquence était proposée. Flandrin [41] a donné une représentation symbolique de différentes discrétisations d'un signal par pavage du plan temps-fréquence comme montré dans la Figure 19:

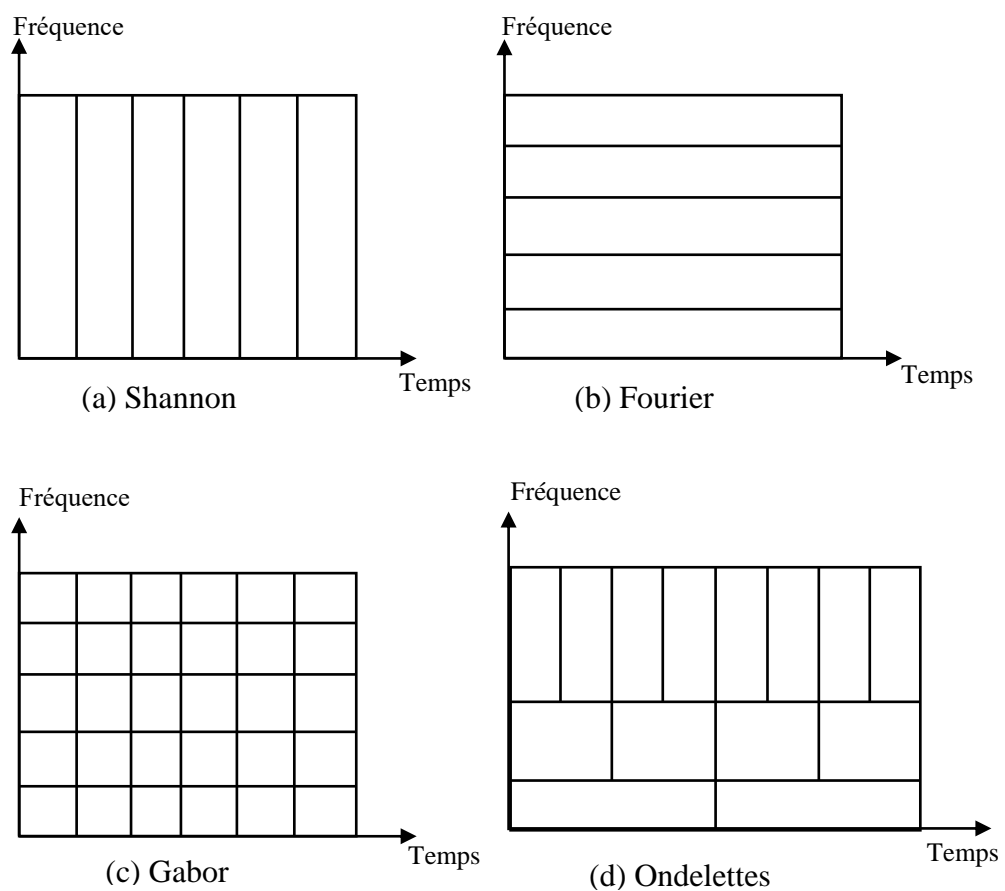


Figure 19: Discrétisation temps-fréquence.

La Figure 19(a) représente l'échantillonnage dans le temps (Shannon), la Figure 19(b) représente les fréquences de (Fourier), la Figure 19(c) représente la décomposition rectangulaire de Gabor et la Figure 19(d) représente le maillage dyadique (Ondelettes).

Tous ces travaux de recherche cités par avant, nous ont motivé à adapter ces techniques d'analyse en elles-mêmes pour améliorer les performances d'un système radar très ancien. Vu la grande variété de ces techniques, nous nous intéressons par une méthode de décomposition linéaire, telle que la transformée de Gabor.

3.2 Problématique

Un des problèmes majeurs dans les systèmes radar civile ou militaire est la détection adaptative des échos radars noyés dans un fouillis tout en maintenant le taux de fausses alarmes constant. Inopportunistement, dans la pratique, le bruit est non stationnaire et la variation de leur amplitude varie le taux de fausses alarmes dans le récepteur. Alors comment adapter les outils de stationnarité aux variations du signal dans le temps ? d'autre part, les détecteurs CFAR demandent la connaissance a priori des propriétés statistiques du fouillis, ce qui n'est pas le cas dans la pratique ! Quelle technique temps-fréquence devons-nous choisir ?

3.3 Outils d'analyse et techniques d'investigation

L'utilisation conjointe d'un détecteur CFAR et d'une technique temps-fréquence (Figure 20) nous permet de traiter les cas difficiles (cibles proches). Nous considérons un radar métrique avec une largeur d'impulsion égale à 6 micros secondes. Le CMAP-CFAR est utilisé en premier lieu pour détecter l'existence des cibles dans la cellule scannée. Après la décision du CMAP-CFAR sur la présence d'une cible, nous vérifions s'il y a plusieurs cibles à l'intérieur de cette cellule en utilisant la transformée de Gabor. La décision finale donnée par le détecteur OS-CFAR sur le nombre des cibles détectées.

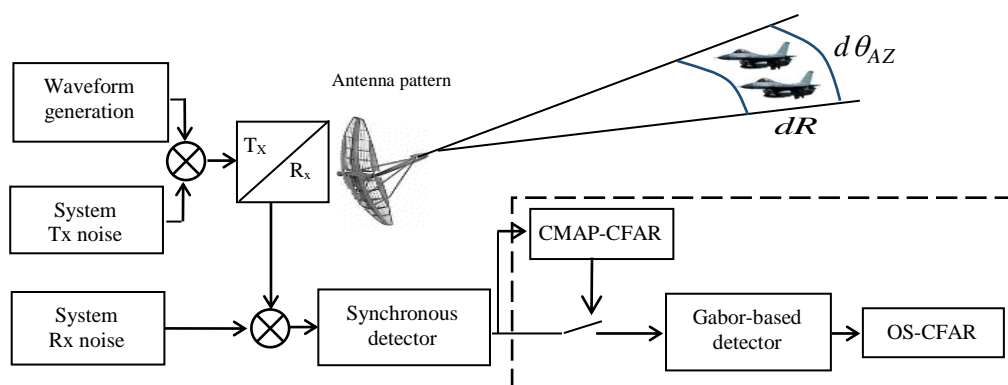


Figure 20 : Schéma synoptique du détecteur proposé.

3.4 Détection par la transformée de Gabor

Parmi les techniques d'analyse temps-fréquence linéaires disponibles, nous choisissons la transformée de Gabor [42], qui est depuis longtemps reconnue comme un outil très utile dans la stationnarité du signal dans le temps ; afin de dévoiler plusieurs cibles dans la même cellule de résolution.

La transformée de Gabor utilise une fenêtre gaussienne pour créer un échantillon de temps à partir duquel le spectre des valeurs locales du signal sont calculées. En [40], [43], [44] il était montré que toute séquence finie $X(k)$ que l'on périodise peut se décomposer sur une base de gaussiennes décalées et modulées en amplitude. Son expansion de Gabor discrète est définie par l'équation suivante :

$$X(k) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} C_{mn} \times h(k - m \times N) \times e^{2j\pi \frac{kn}{N}} \quad (36)$$

Où C_{mn} ($m, n \in \mathbb{Z}$) sont les coefficients de Gabor, tandis que m ($m = 1 \dots M$) et n ($n = 1 \dots N$) présentent les échantillons de temps et de fréquence, respectivement et k ($k = 0 \dots NM-1$) représente les échantillons de la séquence finie $X(k)$. Les coefficients de la fenêtre gaussienne choisie par Gabor sont calculés à partir de l'équation suivante :

$$h(n) = e^{-\frac{1}{2} \left(\alpha \frac{2n}{N_h} \right)^2} \quad (37)$$

D'où : N_h la largeur de la fenêtre h et α le proportionnelle à l'inverse de l'écart-type.

La fenêtre d'analyse h qui est à la fois bien localisée en temps (si h courte) et en fréquence (si h longue).

Aussi, doit être à énergie finie comme montrait l'équation suivante ;

$$\sum_{k=0}^{L-1} |h(n)|^2 < \infty \quad (38)$$

L'inégalité de Gabor-Heisenberg [45], [46] constitue une propriété déterminante quand nous voulons traiter la résolution en temps et en fréquence conjointement :

$$\Delta T \times \Delta F \geq \frac{1}{4\pi} \quad (39)$$

Les coefficients $\{C_{mn}\}$ sont donnés par [40], [44] :

$$C_{mn} = \sum_{k=0}^{L-1} X(k) \times \gamma(k - m \times N) \times e^{-2j\pi \frac{kn}{N}} \quad (40)$$

Où ($L = M \times N$). Cette contrainte est très importante pour avoir un codage suffisant et non excessif de $X(k)$.

La fenêtre de synthèse $\gamma(k)$ est une fenêtre temporelle associée à la fenêtre d'analyse $h(k)$ de sorte que la condition d'orthogonalité est vérifiée :

$$\sum_{k=0}^{L-1} h_{-m,-n}(k) \times \gamma(k) = \delta_m \delta_n \quad (41)$$

où δ est la fonction delta.

Afin de choisir des meilleurs paramètres (N_h, α) pour le détecteur proposé. Nous montrons la fenêtre d'analyse h et sa fenêtre correspondante de synthèse γ avec des différentes valeurs de N_h et α comme dévoilé dans les figures suivantes :

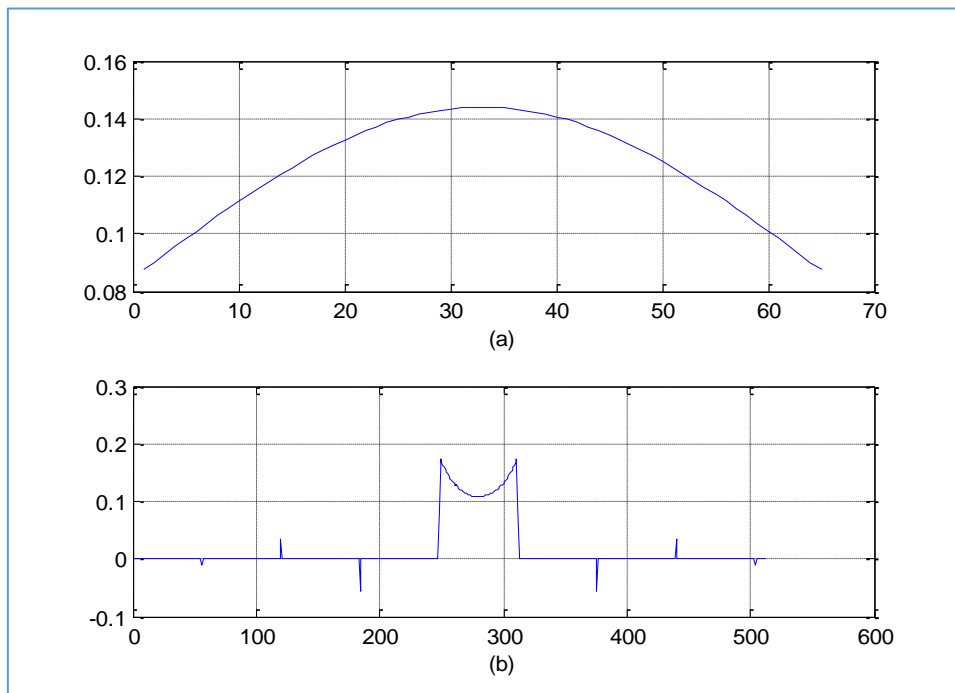


Figure 21 : Les fenêtres h et γ avec $(N_h=64$ et $\alpha=1$).

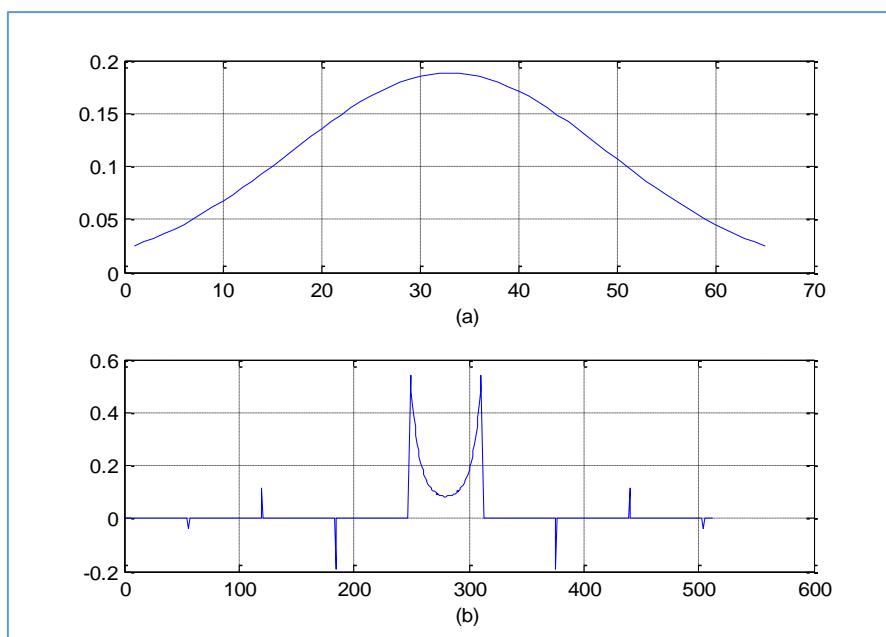


Figure 22 : Les fenêtres h et γ avec $(N_h=64$ et $\alpha=3$).

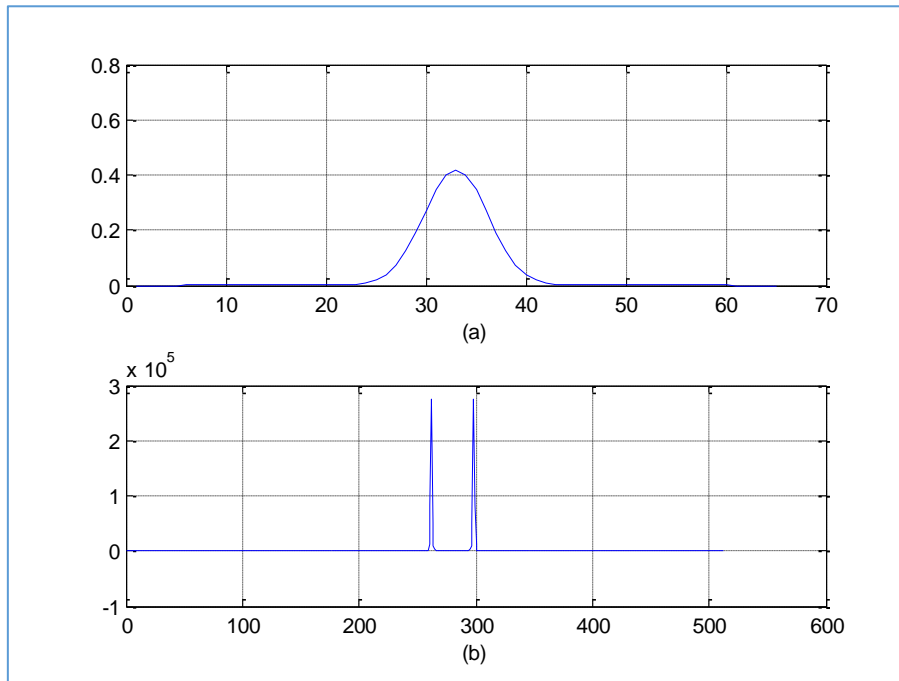


Figure 23 : Les fenêtres h et γ avec ($N_h=64$ et $\alpha=10$).

Une fois les coefficients de Gabor sont calculés, en compte encore une fois le module au carré des coefficients de Gabor partir de l'équation (40). Et par projection sur l'axe des temps comme montré sur la Figure 24. On calcule les fréquences instantanées maximales de l'échantillon fréquentiel (n) pour chaque échantillon temporel (m). Finalement, nous préservons ces puissances instantanées (m) dans un vecteur d'énergie Y , comme suit :

$$Y(m) = \text{MAX} \left(|C_{mn}|^2 \right) \quad (42)$$

Pour mieux éclairer le vecteur $Y(m)$, la Figure 24 présente le détecteur d'enveloppe à base de la transformée de Gabor.

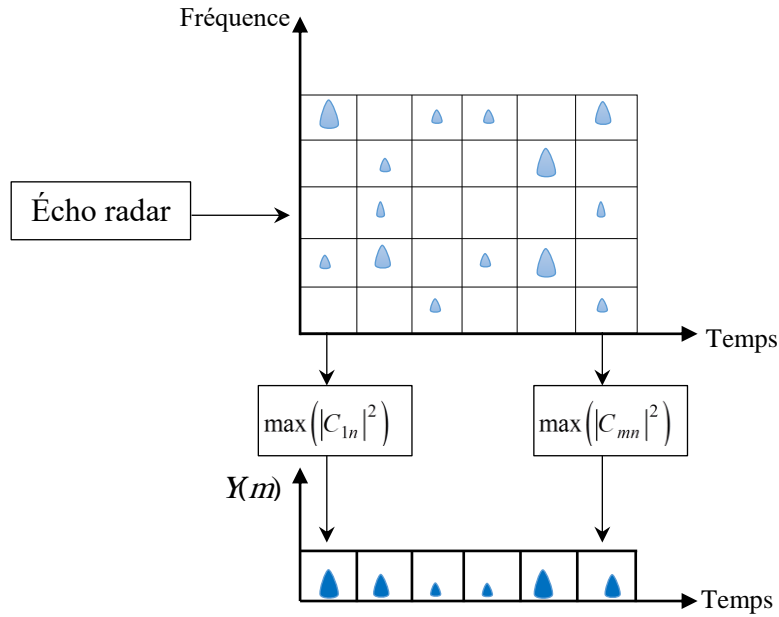


Figure 24 : Détecteur d'enveloppe à base de la transformée de Gabor.

Finalement, on obtient un spectrogramme à base de la transformée de Gabor qui représente une estimation de la puissance du signal et de son contenu fréquentiel instantanés. L'algorithme détaillé toutes ces étapes citées précédemment sont présenté en annexe.

3.5 Simulation des modèles de fouillis

Afin de montrer les performances du détecteur proposé, plusieurs scénarios de simulation ont été pris en considération. Pour chaque scénario une simulation Monte-Carlo était menée.

3.5.1 Modèle 1 : Cibles noyées dans un fouillis de distribution Weibull.

Dans ce modèle, nous bruirois les paramètres réels de nos cibles par un fouillis de distribution Weibull. La fonction de densité de probabilité en fonction des paramètres d'échelle a , de forme b et d'amplitude normalisée $v > 0$ est donné par [47]

$$p(v) = \frac{a}{b} \left(\frac{v}{b}\right)^{a-1} e^{-\left(\frac{v}{b}\right)^a} \quad (43)$$

3.5.2 Modèle 2 : Cibles noyées dans un fouillis de distribution Rayleigh.

Le deuxième modèle prend en compte les mêmes paramètres que dans le modèle n°1, sauf que le paramètre de forme est égal à 1. La distribution de Rayleigh avec les paramètres b et d'amplitude normalisé $v > 0$ est donnée par [48]

$$p(v) = \frac{1}{b} e^{-\left(\frac{v}{b}\right)} \quad (44)$$

3.5.3 Modèle 3 : Cibles noyées dans un fouillis de distribution Normale.

Dans ce cas, le fouillis est modélisé par une distribution Normale avec des variables aléatoires de moyenne μ et d'écart type σ . La fonction de densité de probabilité est donnée par

$$p(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{(v-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (45)$$

3.6 Simulation du signal radar

Le récepteur radar est modélisé comme montré dans la Figure 25. L'amplitude de l'écho est calculée par l'équation radar (1), y compris les paramètres radar indiqués dans le Tableau 3 et les scénarios des cibles décrits dans le Tableau 4.

Tableau 3 : Paramètres radar

PARAMÈTRES RADAR	SYMBOLE	VALEURS
RF Frequency	f	900 MHz
IF Frequency	I_f	30 MHz
Pulse repetition frequency	PRF	1 kHz
Peak transmit power	P_t	280 K Watts
Pulse width	τ	6 μ s
Main beam gain	G_t	28.5 dB
-3dB HPBW	$HPBW$	3.3 °
Up spot angle elevation	El_{up}	12 °
Scan rate	F_s	72 °/sec
Scan sector (min to max)	$Scan_{sec}$	25°
Receiver bandwidth	B_n	1 MHz
Doppler filter bank	N_f	32
Figure noise	F_n	2.5
IF amplitude Gain	A_{if}	10 dB
Total radar loss	$Loss$	20 dB

Il est important de noter que le récepteur du système radar est mis en œuvre en utilisant l'ensemble des paramètres réels d'un radar de recherche [49] comme montrée dans la Figure 25.

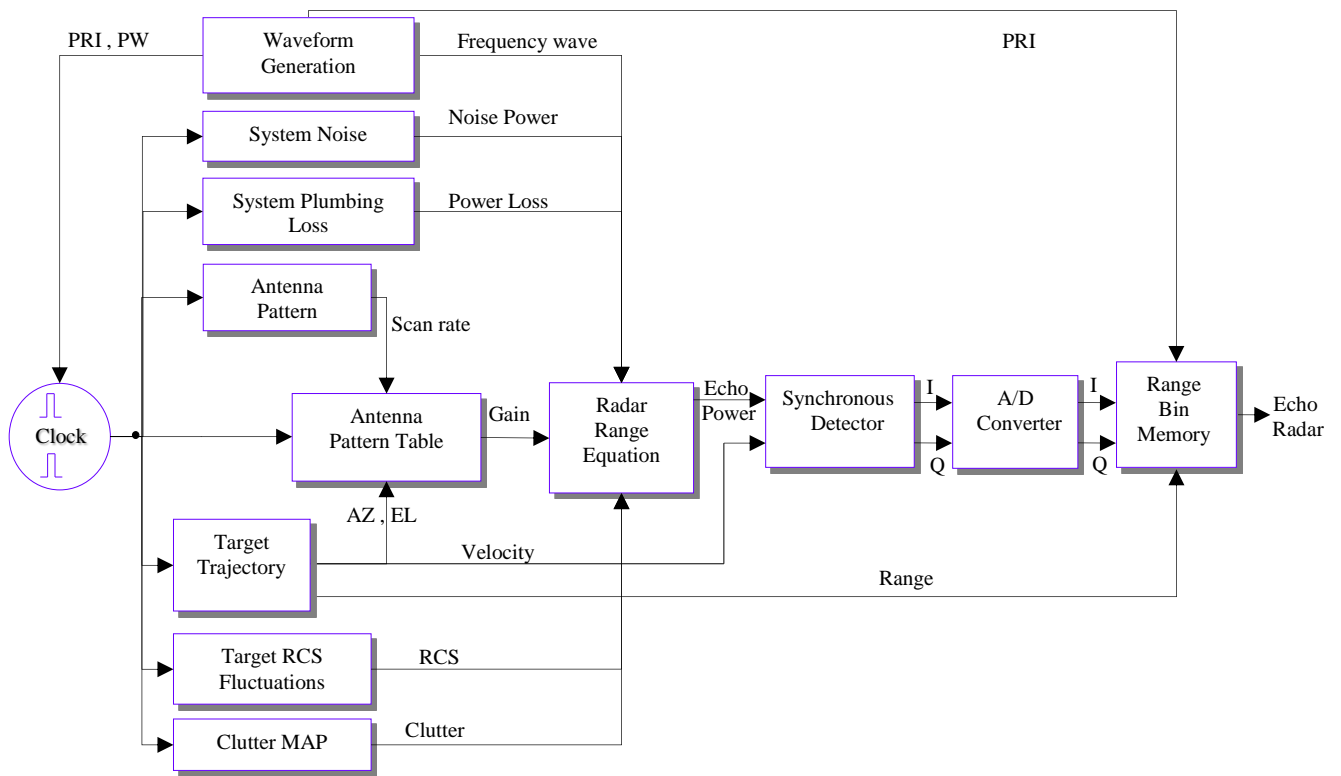


Figure 25: schémas synoptique d'un écho radar.

L'écho radar $X(m)$ est composé d'un signal utile $s(m)$ et un bruit indésirable $b(m)$. Tous les bruits dans cette thèse sont considérés comme des bruits additifs :

$$X(m) = s(m) + b(m) \quad (46)$$

3.7 Analyse du détecteur proposé

Dans cette partie, nous analysons le détecteur proposé en présence des différentes distributions du fouillis. Au cours de plusieurs simulations effectuées, nous changeons à chaque fois le type de fouillis ainsi que les paramètres de chaque fouillis. La Figure 26 illustre la fonction de densité de probabilité du signal $X(m)$ et montre que l'écho radar à la sortie du détecteur proposé suit une distribution exponentielle [50].

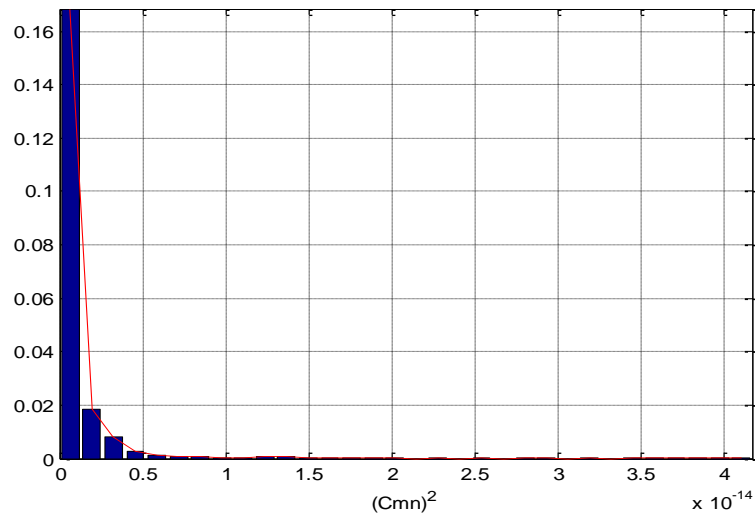


Figure 26: La fonction de densité de probabilité des coefficients de Gabor.

En outre, nous voyons clairement que l’histogramme de l’écho radar $X(m)$ est de forme exponentielle indépendamment du modèle de fouillis à l’entrée du détecteur proposé.

3.8 Simulation et analyses des résultats du détecteur proposé

Une simulation fastidieuse de l’écho radar a été réalisée avec différents types de fouillis et des différents scénarios des cibles radar pour but d’analyser les effets des cibles mobiles multiples sur la résolution en-distance et en-azimute. Dans le premier scénario, nous simulons deux cibles radar dans la cellule de résolution $(dR, d\theta)$, espacées en distance uniquement. Le reste des paramètres des cibles sont maintenus identique afin de montrer la résolution en-distance du détecteur proposé. Dans le deuxième scénario, on a varié l’angle d’azimute des deux cibles différemment et on a gardé le reste des paramètres identiques afin de montrer la performance du détecteur proposé. En dernier lieu, le troisième scénario examine l’effet des cibles multiples sur la résolution radar.

Dans tous les scénarios, nous comparons les performances de l’OS-CFAR traditionnelle au détecteur proposé.

3.8.1 Scénario n°1 : Effet de la distance

Le choix des paramètres indiqués dans le tableau ci-dessus est basé sur l’étude de plusieurs chercheurs, afin de rapprocher notre simulation de la réalité. Dans ce scénario, nous considérons deux cibles avec les paramètres présentés dans le Tableau 4 suivant :

Tableau 4 : Propriétés des cibles pour le scénario n°1.

PARAMÈTRE	SYMBOLE	CIBLE 1	CIBLE 2
Distance	R	80 km	80.5 km
Angle d'azimute	θ_{AZ}	10 °	10 °
Vitesse	v	333.3 m/s	333.3 m/s
Altitude	Alt	2200 m	2200 m
Angle caché	η	200 °	200 °
Surface équivalente radar	SER	1 m ²	1 m ²

En premier lieu, nous avons simulé les deux cibles très proches en-distance (les deux cibles se trouvent dans la même cellule de résolution) et en absence du fouillis de telle sorte que l'OS-CFAR seul ne peut les distinguer. Et en deuxième cas, chaque cible est simulée dans une cellule de résolution à part. Comme présenté dans la Figure 27 suivante, le spot des cibles en couleur rouge est montré sur l'afficheur panoramique de notre système radar (Plan Position Indicator PPI).

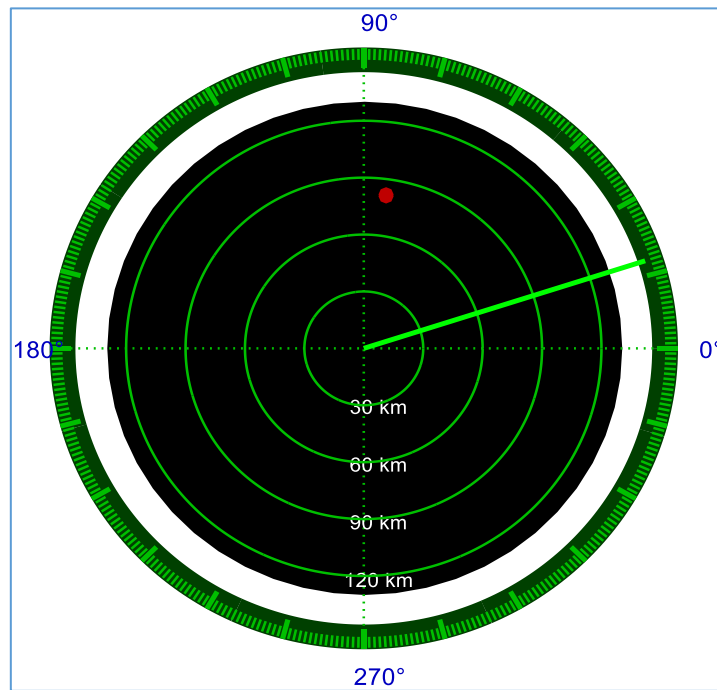


Figure 27 : Position des cibles radar affichée par le PPI.

Le nombre des cellules de référence (N_{os}) du détecteur OS-CFAR est supérieur à 24 et le variable k est aussi supérieur à $3/4$ du nombre N_{os} . Ces paramètres choisis prouvent une meilleure performance en probabilité de détection et garantissent un nombre minimal de fausse alarme. Les paramètres de configuration du détecteur OS-CFAR sont groupés dans le suivant :

Tableau 5 : Paramètres de l'OS-CFAR conventionnel.

PARAMÈTRES	VALEURS
N_{os}	24
k	24
N_G	2

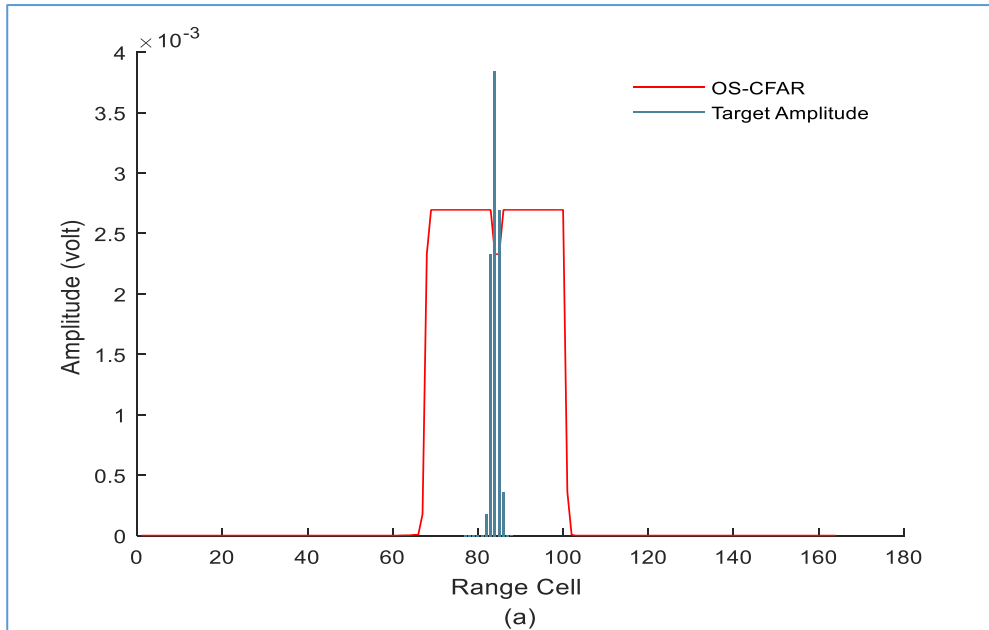


Figure 28 : Les cibles sans fouillis détectées par l'OS-CFAR conventionnel.

Le détecteur à base de la transformée de Gabor (détecteur proposé) se caractérise par 64 échantillons sur l'axe du temps et 8 échantillons sur l'axe de fréquence. La fenêtre d'analyse $h(n)$ est de largeur 32 et le degré de sur-échantillonnage q est égal à 1. Les paramètres de configuration du détecteur à base de Gabor sont groupés dans le Tableau 6 suivant :

Tableau 6 : Paramètres de la transformée de Gabor.

PARAMÈTRES	VALEURS
$h(t)$	Gaussienne
N_h	32
M	64
N	8
q	1

Les cibles détectées par l'OS-CFAR et ceux obtenues en utilisant le détecteur proposé sans fouillis.

La Figure 29(b) montre que le détecteur proposé distingue facilement la position des cibles à $m = 36$ pour la première cible et à $m = 43$ pour la deuxième. Par contre, le détecteur OS-CFAR conventionnel détecte une seule cible à la portée de 84 km (voir Figure 29(a)) tandis que la seconde cible est manquée.

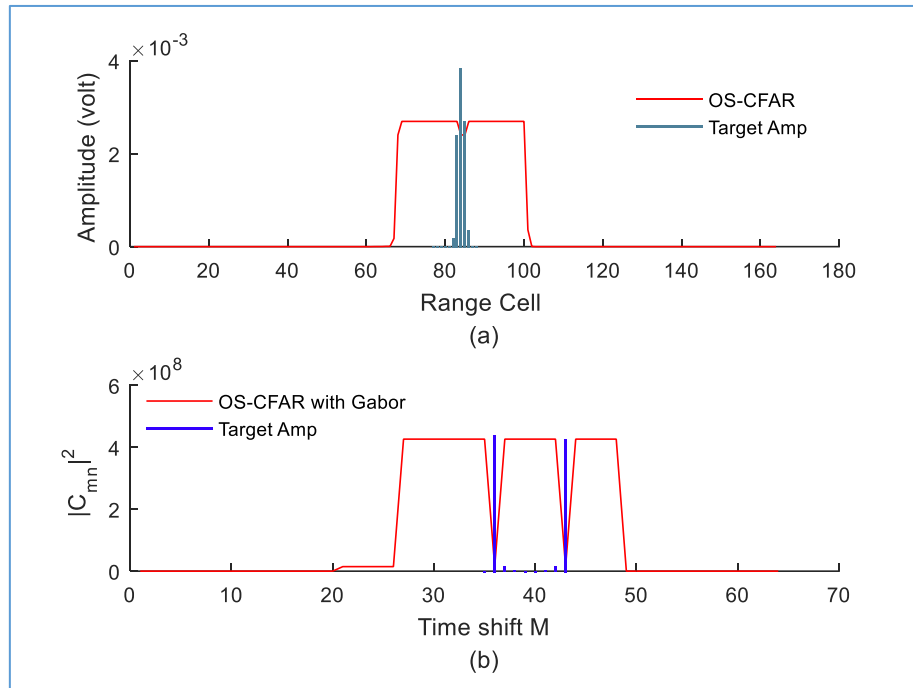


Figure 29 : Les cibles simulées sans fouillis en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

La Figure 30 présente la simulation des deux cibles avec le model du fouillis n°1. Le fouillis selon le premier modèle est du type Weibull, les paramètres a et b sont choisis arbitrairement. Tel que, $a = 25$ et $b = 0.9$.

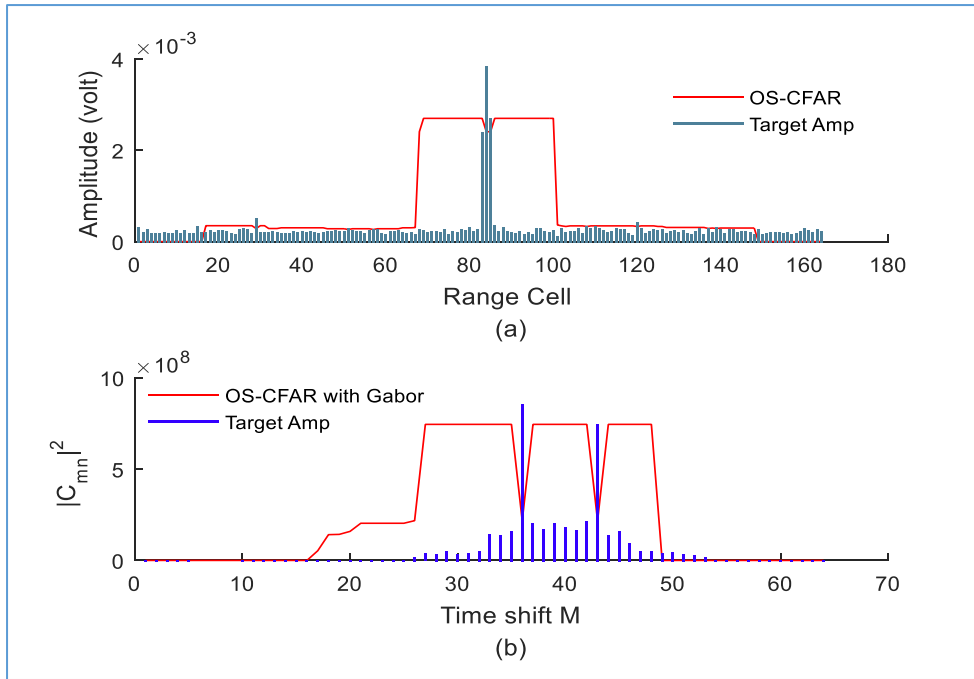


Figure 30 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Nous recommençons la simulation avec une augmentation du paramètre de forme a à 200 et en maintenant le paramètre d'échelle à 0.9. La Figure 31(b) montre toujours le pouvoir du détecteur proposé à distinguer la position des cibles à $m = 38$ pour la première cible et à $m = 43$ pour la deuxième. Par contre, le détecteur OS-CFAR conventionnel détecte plusieurs cibles : Une à la portée de 84 km (voir Figure 31(a)) et le reste des cibles sont des fausses alarmes.

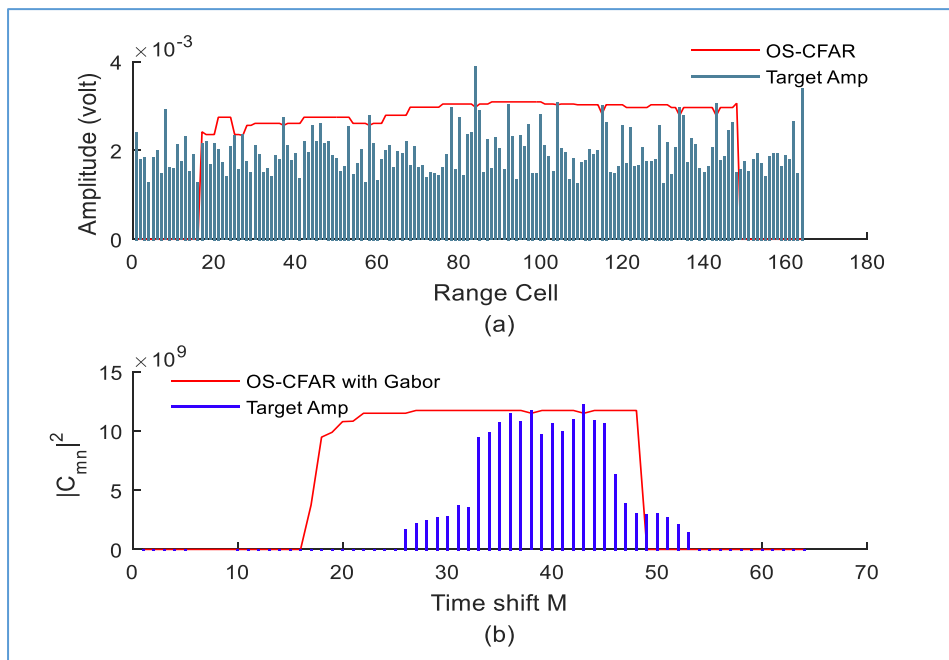


Figure 31 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 200, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Afin de vérifier les limites du nouveau détecteur, nous utilisons maintenant un paramètre de forme dans la plage $0 < a < 200$ et un paramètre d'échelle $b < 0.5$. La Figure 32, montre que les deux détecteurs sont échouent en détection des cibles surtout quand le paramètre d'échelle est inférieur à 0.5 et le paramètre de forme est supérieur à 200.

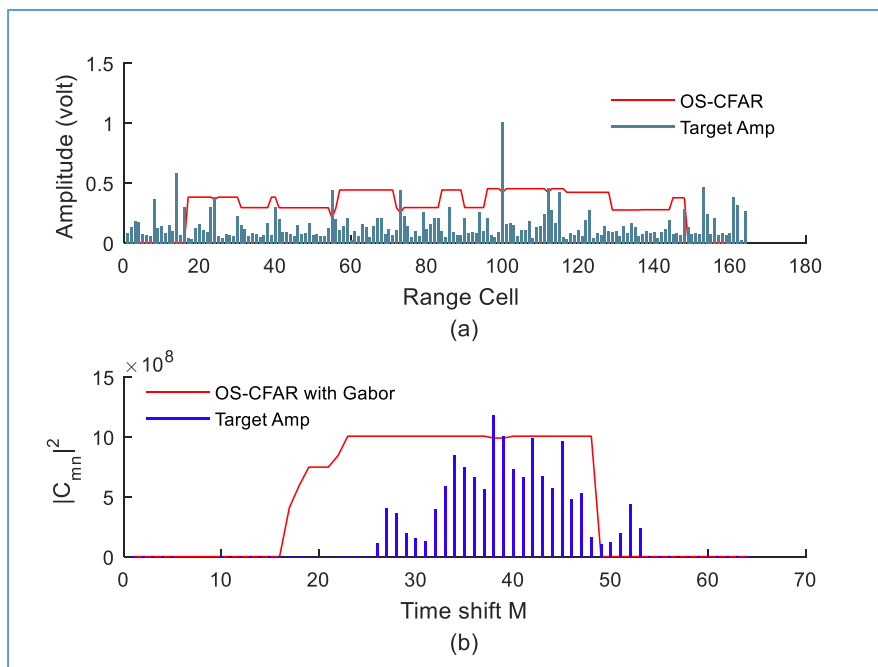


Figure 32 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 200$, $b = 0.3$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Nous présentons en deuxième lieux, la simulation des deux cibles avec le model du fouillis n°2. Le paramètre b de la distribution de Rayleigh est limité par l'intervalle $[0,400[$ (Figure 33-35).

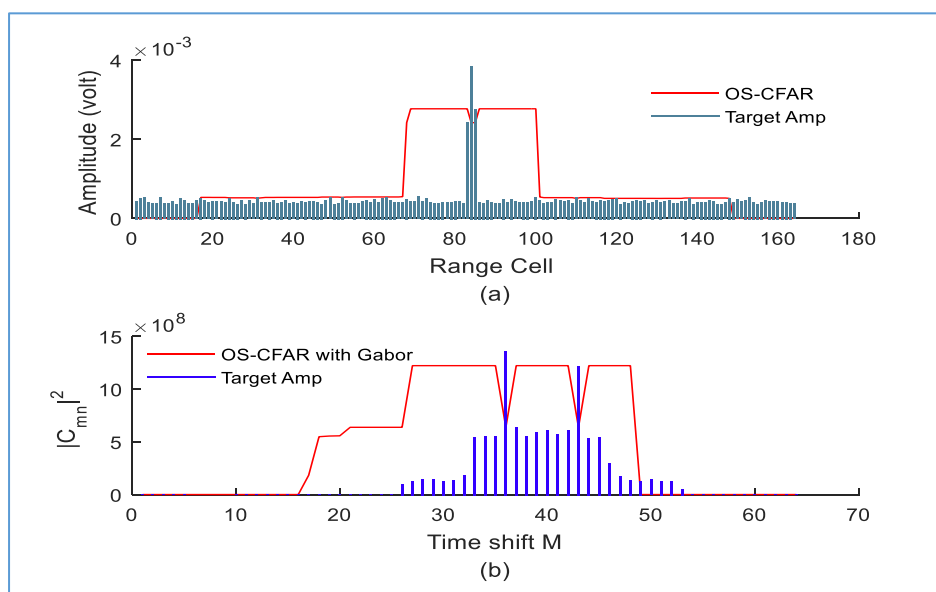


Figure 33 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 100$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

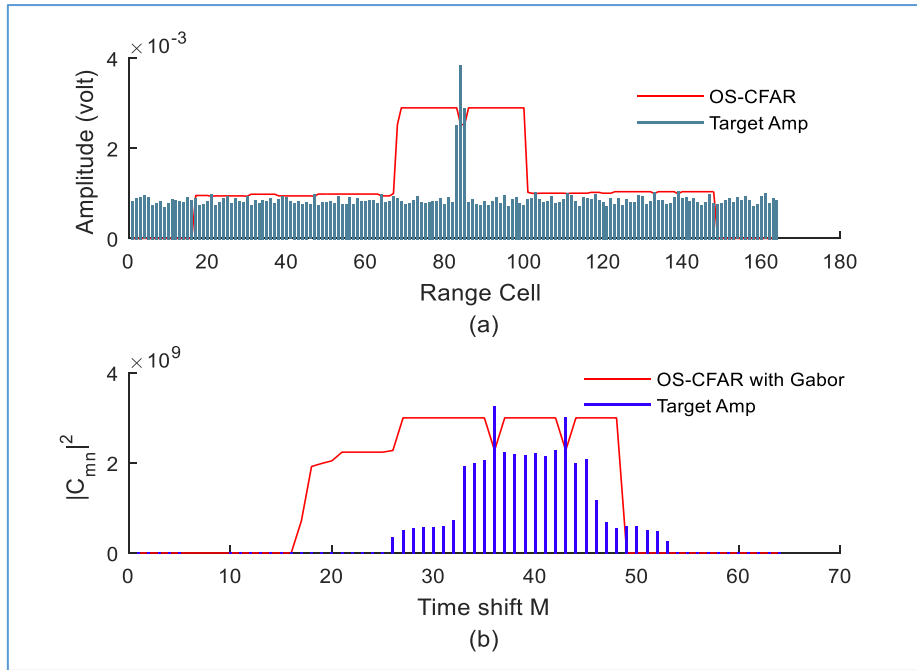


Figure 34 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 200$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

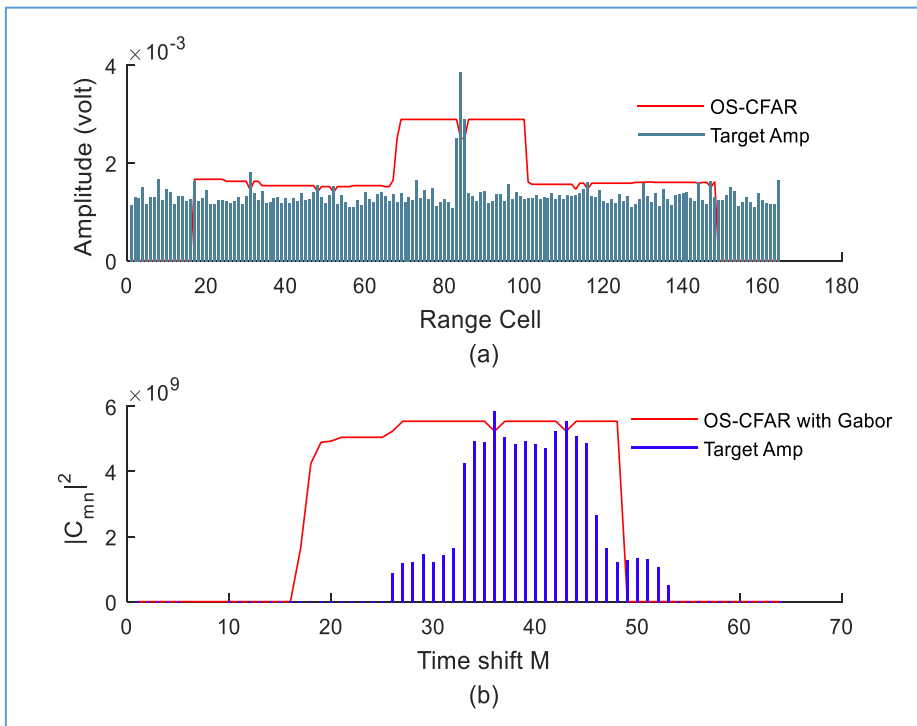


Figure 35 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 300$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Nous avons augmenté le paramètre b progressivement ($b = 1$ à $b = 300$). Le détecteur proposé montre le même pouvoir de détection que celui du modèle n°1.

Afin de vérifier les limites du détecteur proposé, nous utilisons la distribution Rayleigh avec un paramètre $b > 300$. La Figure 36(b) nous montre les deux cibles à $m = 40$ et $m = 44$. Si on répète la simulation avec la même configuration, le détecteur proposé nous montre les deux cibles à nouveau à des positions différentes comme montrées dans les Figure 36-38.

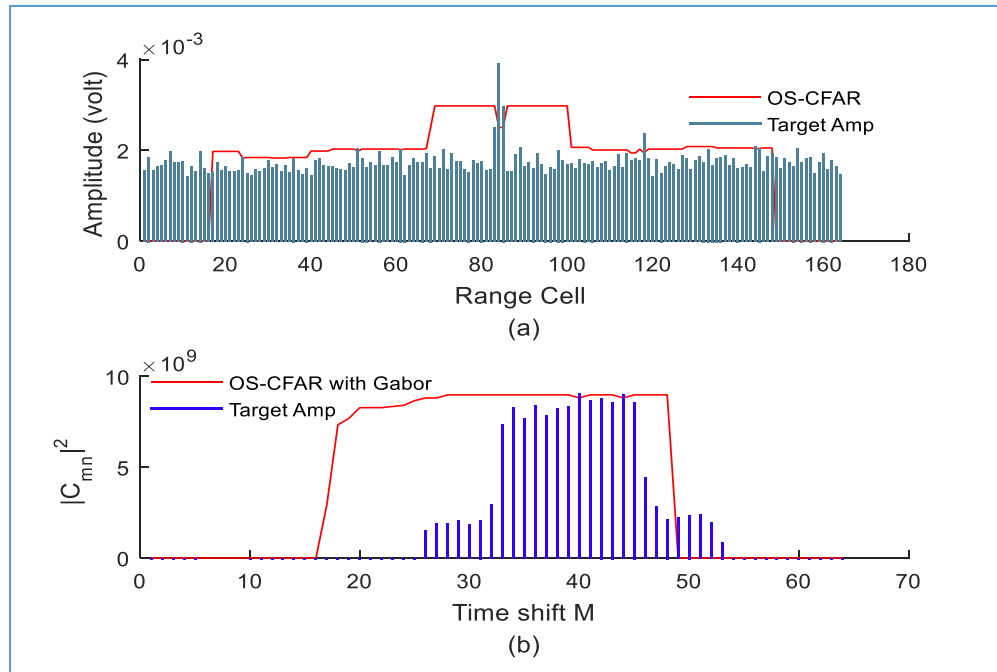


Figure 36 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 600$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

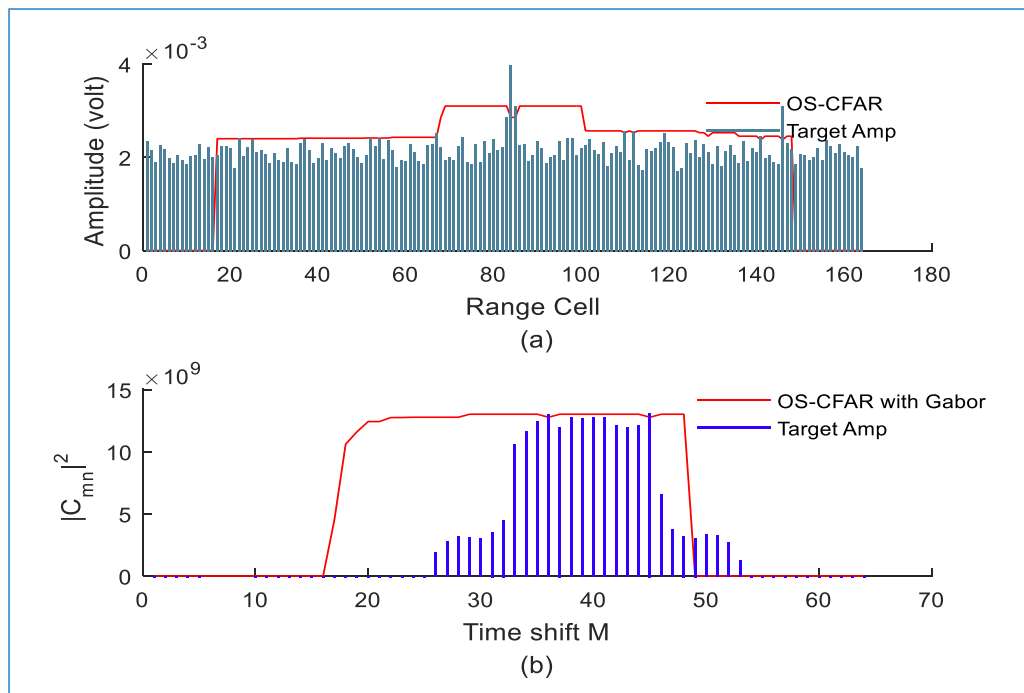


Figure 37 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 600$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

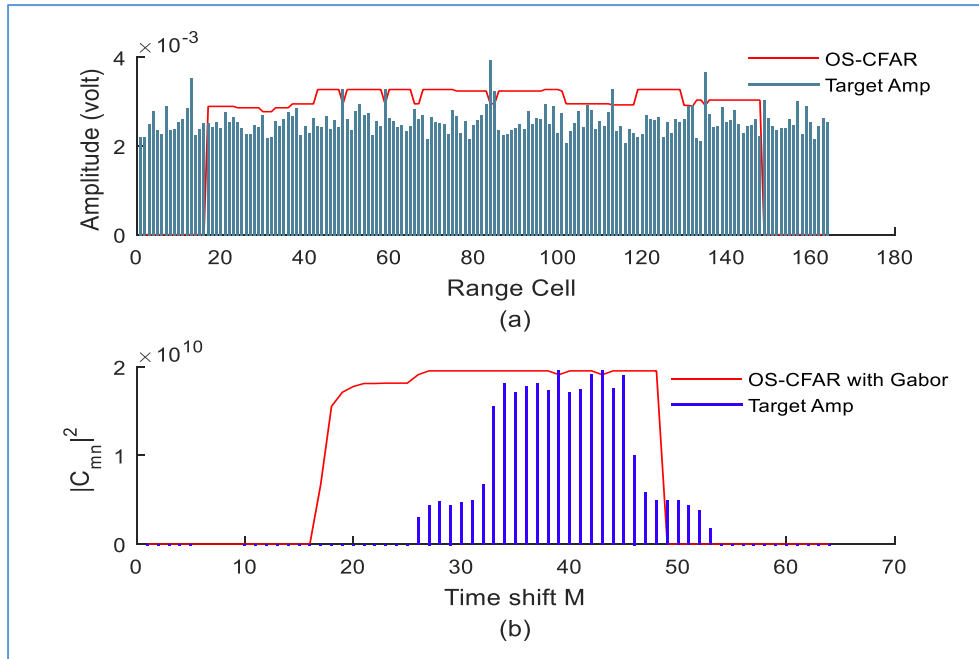


Figure 38 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 600$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Nous présentons la simulation des deux cibles avec le model du fouillis n°3. Le fouillis est de distribution Normale avec un écart-type σ et de moyenne μ . La même limitation de performance sur la détection est observée comme dans les deux modèles 1 et 2 lors de simulation avec le fouillis du modèle n°3 avec $\sigma > 1000$. Un exemple de cette situation est présenté dans la Figure 39.

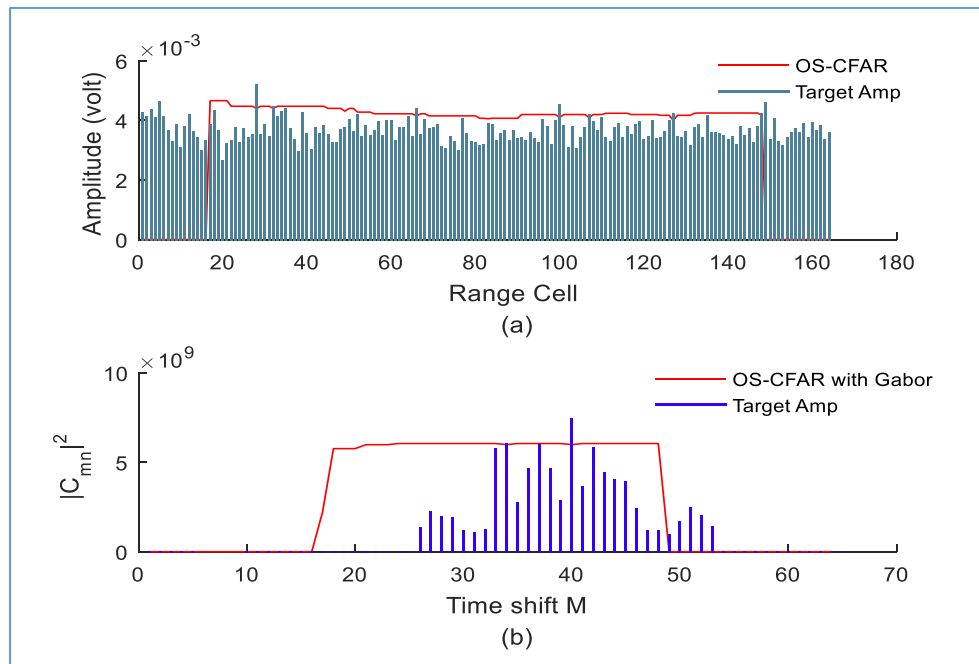


Figure 39 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\mu = 1, \sigma = 1000$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

À la fin de ce scénario, nous avons récapitulé l'essentielle des paramètres de nos simulations dans le Tableau 7 suivant, afin de montrer l'effet du fouillis sur la résolution en-distance des cibles radars. Les résultats obtenus sont très encourageant à utiliser cette technique d'analyse avec les détecteurs CFAR traditionnels pour augmenter leurs performances.

Tableau 7 : Récapitulatifs de la simulation du scénario n°1.

Modèle du fouillis	Paramètres du fouillis				Cible détecté par OS-CFAR seule		Cible détecté par Le détecteur proposé			La position exacte des cibles	
	<i>a</i>	<i>b</i>	σ	<i>M</i>	Portée (km)	Nombre de false alarme	Cible1	Cible2	Nombre de false alarme	Portée Cible1	Portée Cible2
Sans fouillis					84	0	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	<i>R</i> =80km	<i>R</i> =80.5km
Weibull	25	0.9			84	2	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	et	et
	200	0.9			84	7	<i>m</i> =38	<i>m</i> =43	0	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43
	200	0.3			? ¹	?	?	?	?		
Rayleigh		100			84	0	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	<i>R</i> =80km	<i>R</i> =80.5km
		200			84	5	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	et	et
		300			84	5	<i>m</i> =37	<i>m</i> =43	0	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43
		600			84	5	<i>m</i> =40	<i>m</i> =44	?		
Normal			50	0	84	0	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	<i>R</i> =80km	<i>R</i> =80.5km
			200	0	84	7	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	et	et
			1000	0	?	?	<i>m</i> =34	<i>m</i> =35	?	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43

¹ ? : Le nombre est indéfini

3.8.2 Scénario n°2 : Effet de l'azimute des cibles

Le deuxième scénario tient en considération les mêmes paramètres des détecteurs de Gabor (voir Tableau 6) et de l'OS-CFAR (voir Tableau 5). Aussi nous maintenons la vitesse des cibles pendant toutes les simulations de ce scénario. Cependant, l'azimute des cibles est variée comme montré le Tableau 8.

Tableau 8 : Propriétés des cibles pour le scenario n°2.

PARAMÈTRE	SYMBOLE	CIBLE 1	CIBLE 2
Distance	R	80 km	80 km
Angle d'azimute	θ_{AZ}	6 °	16 °
Vitesse	v	333.3 m/s	333.3 m/s
Altitude	h	2200 m	2200 m
Angle caché	η	200 °	200 °
Surface équivalente radar	SER	1 m ²	1 m ²

La Figure 40 présente la simulation des deux cibles sans fouillis sur un PPI avec la même portée cible-radar et différentes azimute.

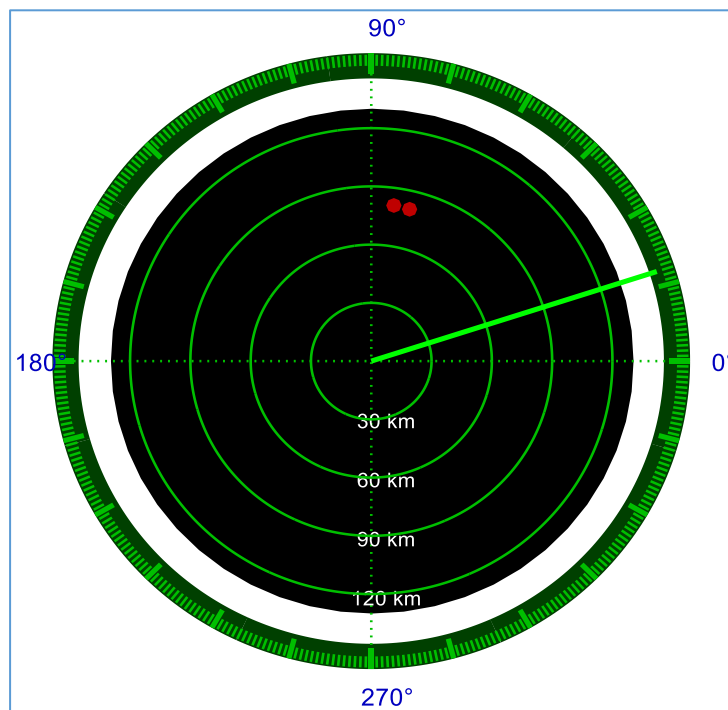


Figure 40 : Position des cibles radar de la même portée et de différente azimute.

Les fréquences doppler des deux cibles en fonction de la portée sont montrées sur la Figure 41.

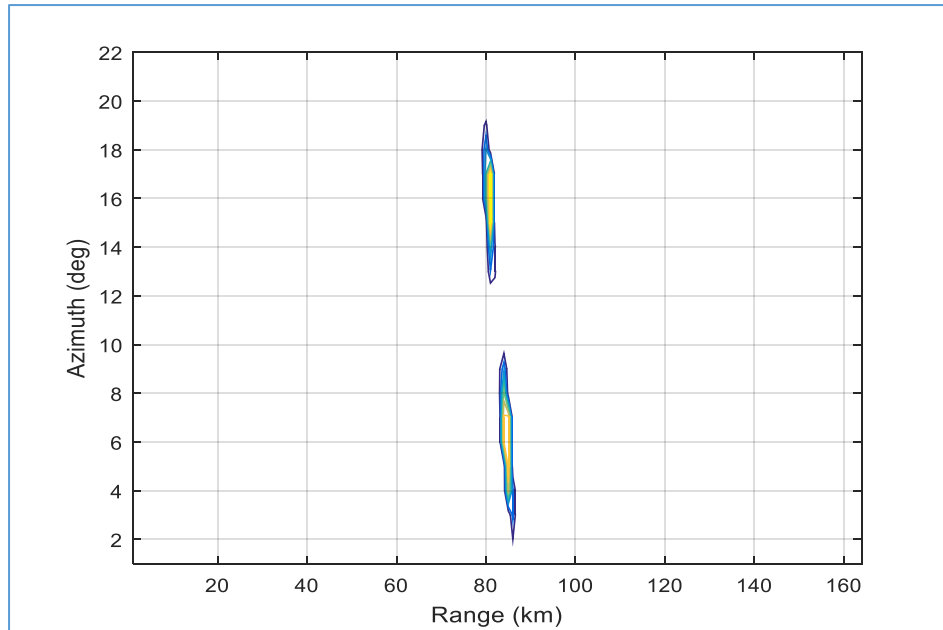
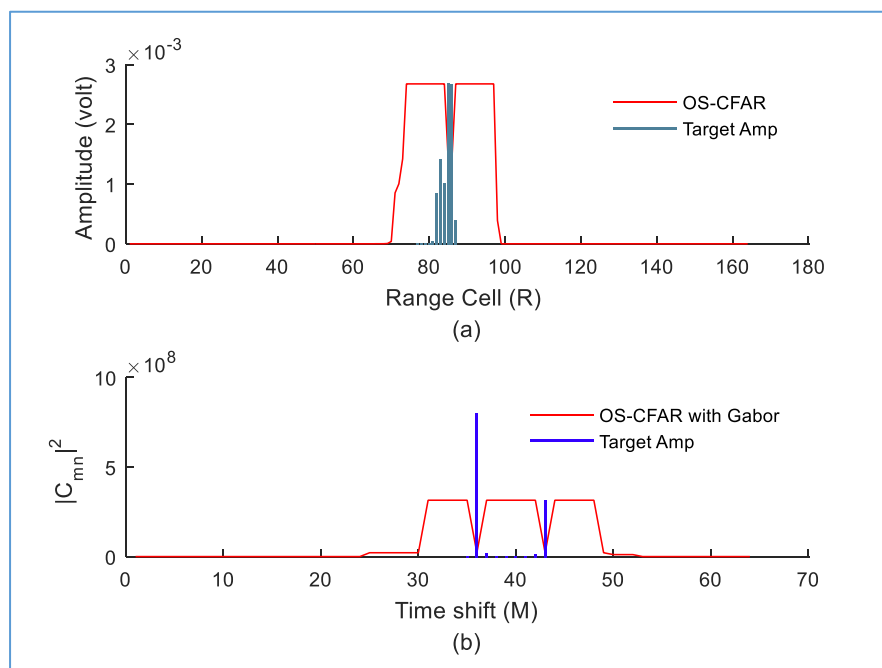


Figure 41 : Fréquences doppler des deux cibles radar en fonction de la portée.

Dans la Figure 42(b), on voit que le détecteur proposé est capable de séparer entièrement les deux cibles lorsque la différence d'azimute entre elle est supérieure à 2 degré à une portée de 83 km. Les cibles sont indiquées aux positions $m = 36$ et $m = 43$.

Là encore, nous voyons que l'OS-CFAR conventionnel (Figure 42(a)) ne peut pas distinguer la position des cibles à cette portée. On a diminué le nombre des cellules de référence N_{os} de 24 à 8 pour savoir comment les deux détecteurs réagiront. On a remarqué que l'OS-CFAR peut détecter la position des deux cibles comme le montre la Figure 42(c).



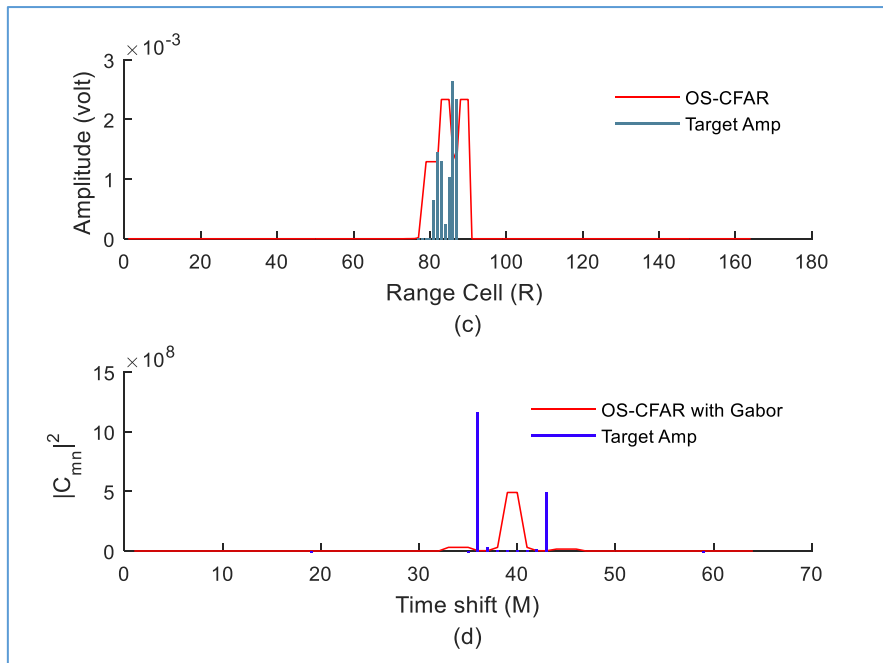


Figure 42 : Les cibles simulées sans fouillis en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Nous recommençons nos simulations avec le fouillis n°1 avec différents paramètres comme le premier scenario, mais cette fois ci, nous examinons l'effet de la vitesse et l'azimute sur la performance de la détection.

La Figure 43(b) montre que le détecteur proposé distingue facilement la position des cibles à $m = 36$ pour la première cible et à $m = 43$ pour la deuxième. Par contre, le détecteur OS-CFAR conventionnel détecte une seule cible à la portée de 84 km tandis que la deuxième est ratée (voir Figure 43(a)).

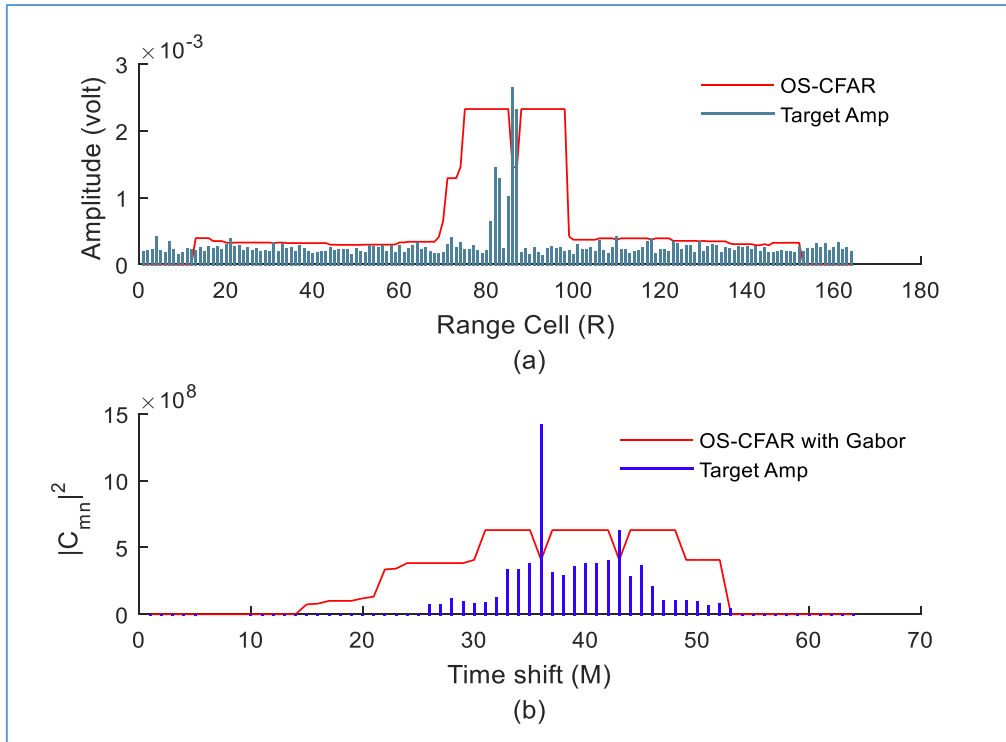


Figure 43 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Cependant, un inconvénient du détecteur proposé est observé lorsque le paramètre a est supérieur à 200. Dans ce cas, c'est difficile de dire qu'on a une détection comme le montre la Figure 44.

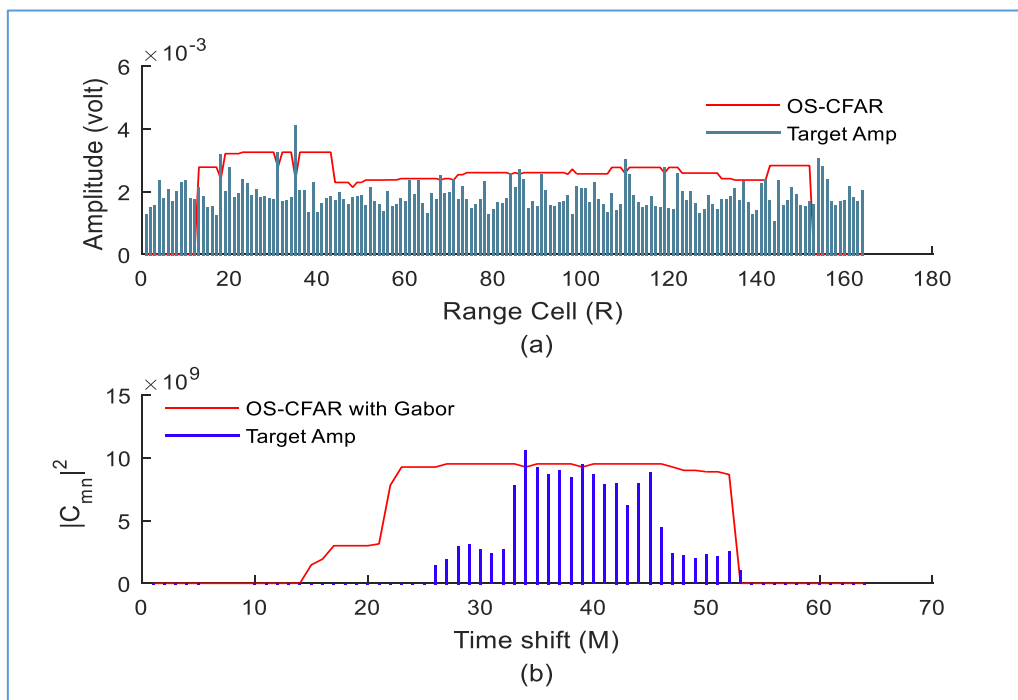


Figure 44 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 250, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

La Figure 45 ci-dessous montre la simulation avec le modèle du fouillis n°2, avec le paramètre $b > 200$, dans ce cas notre détecteur n'arrive pas à distinguer la position des deux cibles.

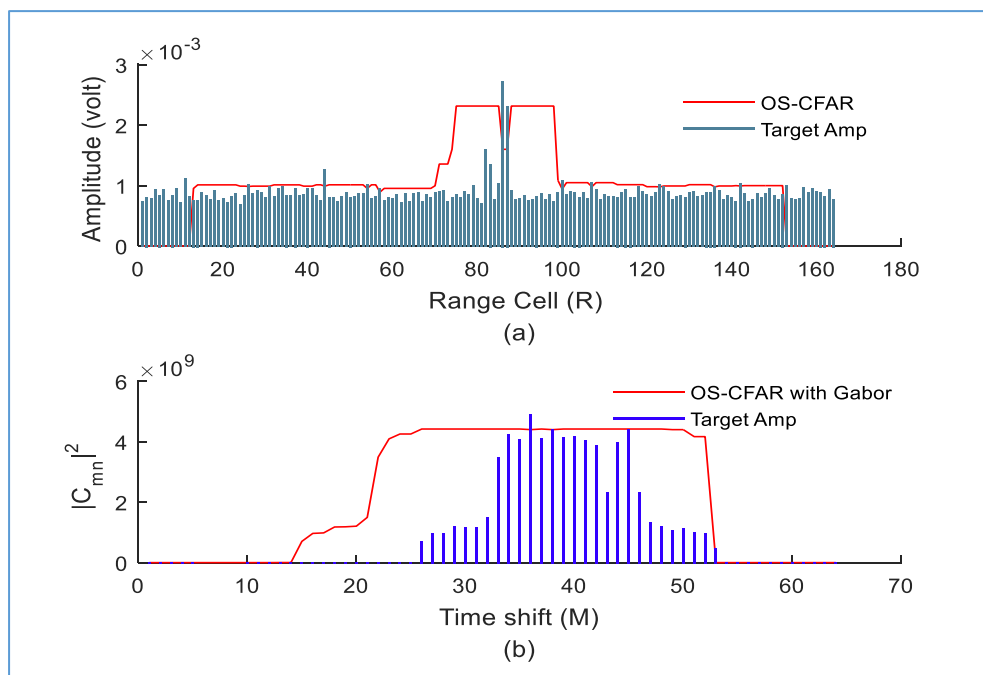


Figure 45 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b=250$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Pareillement avec le modèle du fouillis n°3, nous constatons aussi un inconvénient du détecteur proposé pour un écart-type du fouillis très grand ($\sigma > 600$), comme le montre la figure suivante :

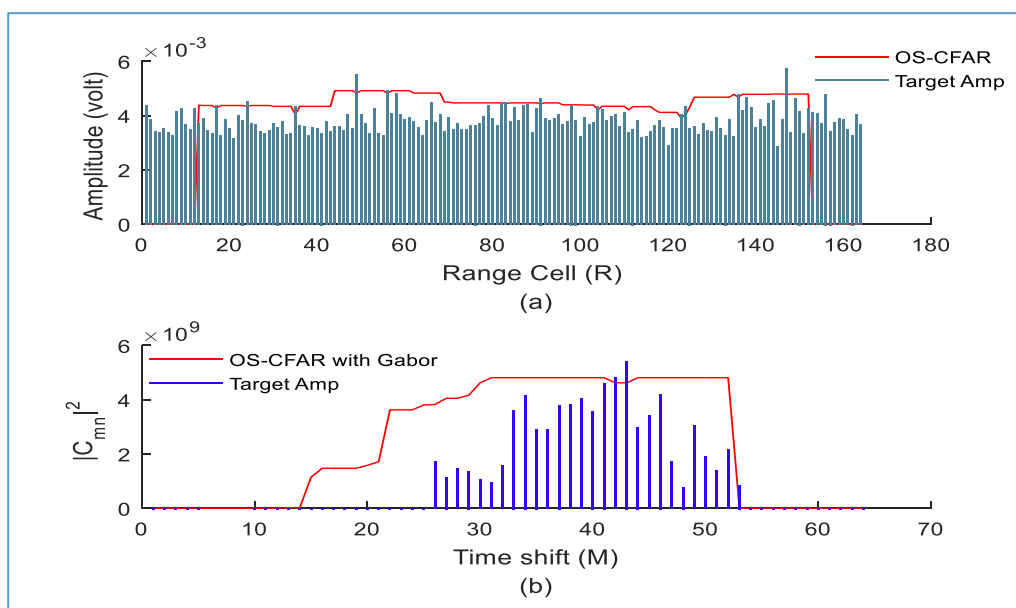


Figure 46 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\sigma = 600$, $\mu = 10$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé.

Les résultats de simulations du scénario n°2 sont récapitulés dans le Tableau 9 ci-après.

Tableau 9 : Récapitulatifs de la simulation du scénario n°2.

Modèle du fouillis	Paramètres du fouillis				Cible détecté par OS-CFAR seule		Cible détecté par Le détecteur proposé			La position exacte des cibles	
	<i>a</i>	<i>b</i>	σ	<i>M</i>	Portée (km)	Nombre de fausse alarme	Cible1	Cible2	Nombre de fausse alarme	Portée Cible1	Portée Cible2
Sans fouillis					86	0	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	R=80km et <i>m</i> =36	R=80.5 km et <i>m</i> =43
Weibull	25	0.9			86	6	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43.5	0		
	100	0.9			86	9	<i>m</i> =34	<i>m</i> =39	0		
	200	0.3			?	?	?	?	?		
Rayleigh		100			86	8	<i>m</i> =36	<i>m</i> =37	0	R=80km et <i>m</i> =36	R=80.5 km et <i>m</i> =43
		200			86	10	<i>m</i> =38	?	0		
		300			?	?	?	?	?		
		600			?	?	?	?	?		
Normal			50	0	86	4	<i>m</i> =36	<i>m</i> =43	0	R=80km et <i>m</i> =36	R=80.5 km et <i>m</i> =43
			200	0	86	5	<i>m</i> =36	<i>m</i> =37	1		
			1000	0	?	?	?	?	?		

Dans ce scénario, nous observons que le changement l'angle d'azimute des cibles sur la détection est plus sévère que l'effet de la distance. Cette variation augmente d'une façon considérable le nombre des fausses alarmes et diminue aussi la probabilité de la détection. Et ceci pour tous les types de fouillis.

3.8.3 Scénario n°3 : Effet du nombre des cibles

Le troisième scénario (voir le Tableau 10) se compose de trois cibles qui ont les mêmes paramètres à l'exception de la distance et l'azimute.

Tableau 10 : Propriétés des cibles pour le scénario n°3.

SCENARIO DES CIBLES	SYMBOLE	CIBLE 1	CIBLE 2	CIBLE 3
Distance	R	80 km	80.4 km	80 km
Angle d'azimute	θ_{AZ}	10 °	10 °	16 °
Vitesse	v	333.33 m/s	333.33 m/s	333.33 m/s
Altitude	h	2200 m	2200 m	2200 m
Angle caché	η	200 °	200 °	200 °
Surface équivalente radar	SE_R	1 m ²	1 m ²	1 m ²

Les fréquences doppler des trois cibles (C_1 , C_2 et C_3) sont montrées sur la Figure 47 ci-dessous afin de montrer le pouvoir de séparation du détecteur proposé ainsi que le détecteur conventionnel.

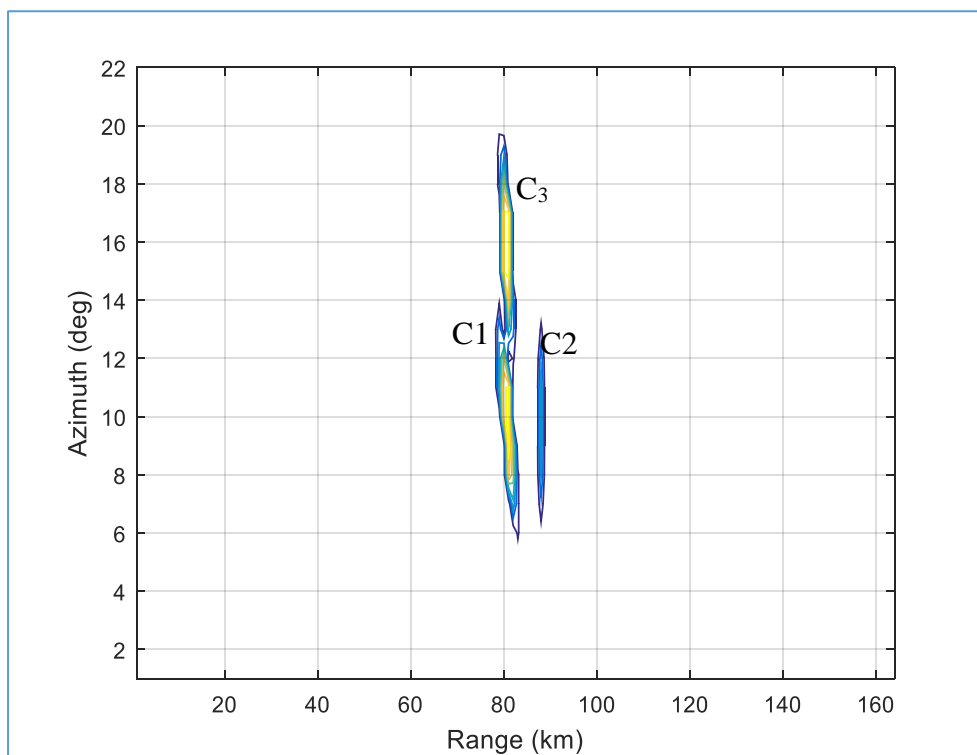


Figure 47 : Fréquences doppler des cibles de différentes portées et azimute.

Nous maintenons les mêmes paramètres de l'OS-CFAR comme dans les scénarios précédents. La Figure 48, montre que le nouveau détecteur sépare visiblement les trois cibles à décalages temporels $m = 39$, $m = 46$ et $m = 54$, respectivement. Ces trois positions des cibles seront considérées comme référentielles pour le reste des simulations.

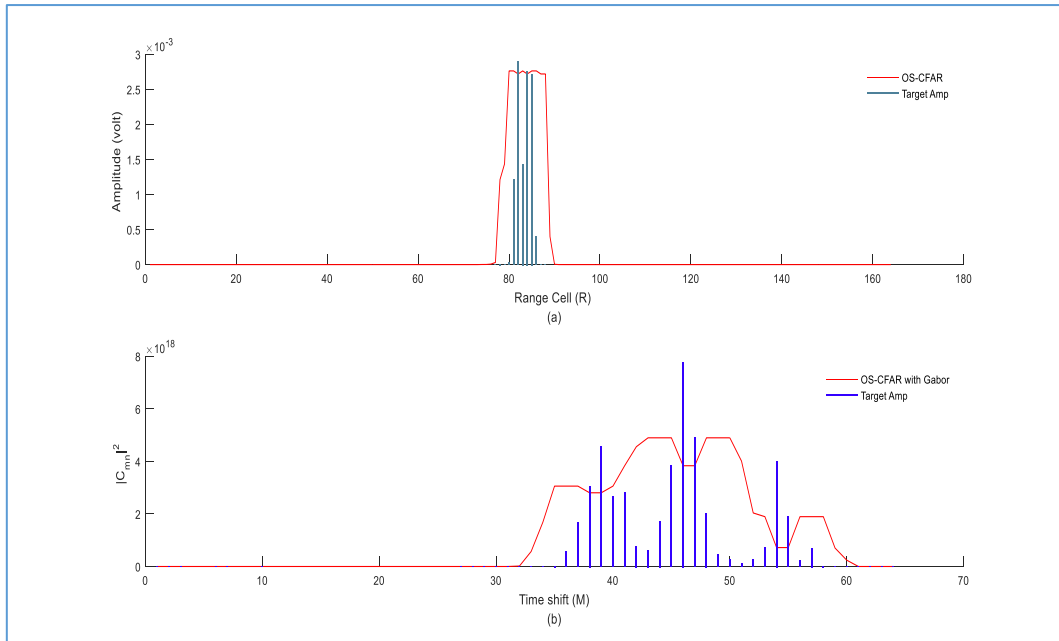


Figure 48 : Les cibles simulées sans fouillis en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 8$).

Nous avons simulé les trois cibles avec le modèle du fouillis n°1. Ce dernier est du type Weibull dont les paramètres a et b sont choisis arbitrairement tel que, $a = 25$ et $b = 0.9$.

La Figure 49 montre que le détecteur proposé distingue la position des cibles à $m = 41$, $m = 51$ et à $m = 61$.

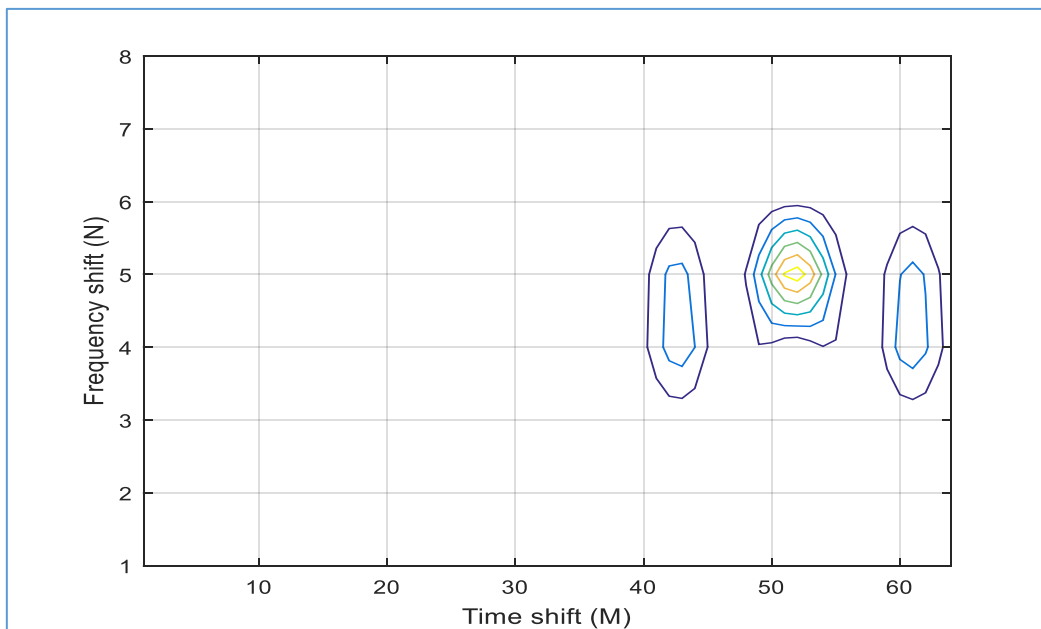


Figure 49 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25$, $b = 0.9$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 8$).

Nous avons remarqué la différence d'énergie détectée des trois cibles. Après, nous avons simulé tous les cibles de la même valeur de S_{er} . Ainsi, un décalage léger de la position des cibles est aperçu par rapport aux positions référentielles.

Lorsque nous avons augmenté le paramètre de forme a à une valeur plus de 200, notre détecteur échoue à localiser les cibles, comme montré dans les Figure 50 à 52 suivantes.

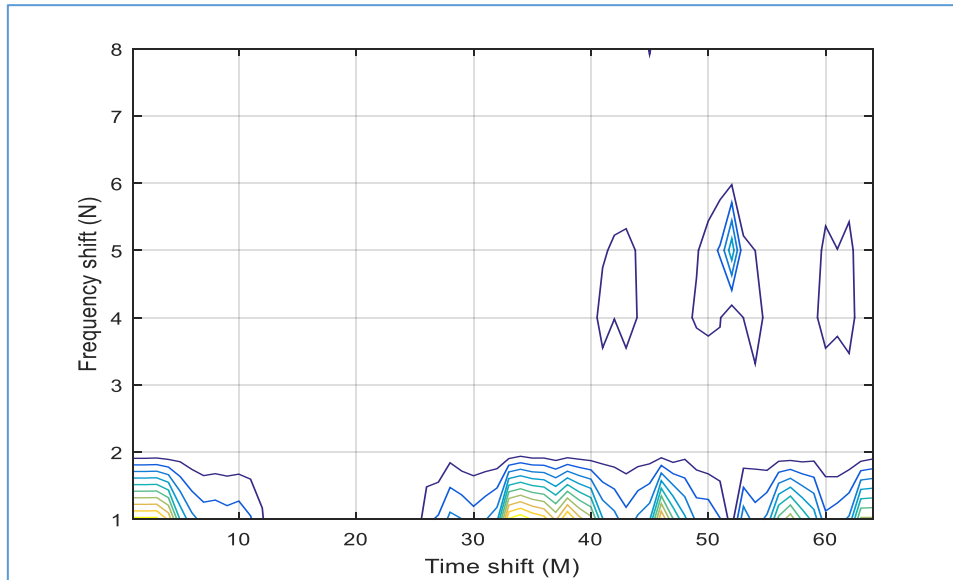


Figure 50 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 250, b = 0.9$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 64, N = 8$).

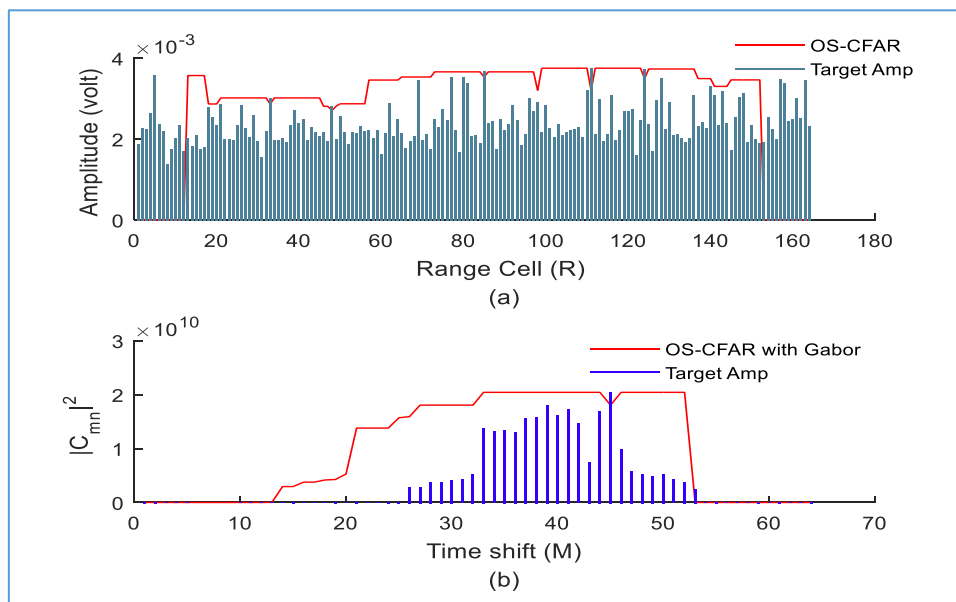


Figure 51 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 250, b = 0.9$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 64, N = 32$).

Toutefois, le détecteur proposé ne parvient pas à distinguer toutes les cibles de la même portée lorsque nous avons diminué le pavage temporel et fréquentiel de la transformée de Gabor à $M = 32$ et $N = 16$. La Figure 52 montre seulement deux cibles distinguées par le détecteur proposé.

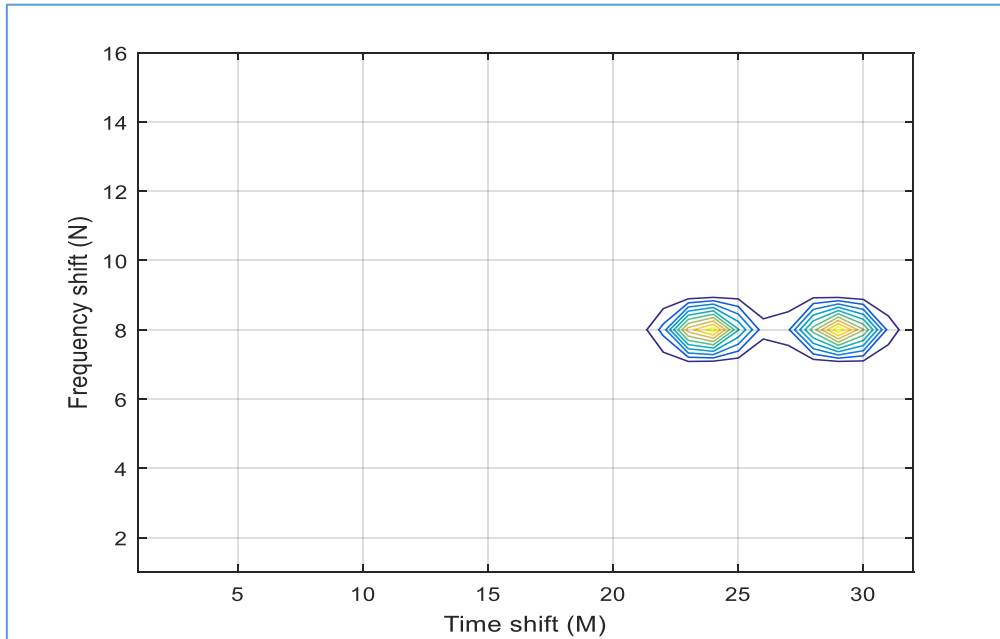


Figure 52 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°1 ($a = 25$, $b = 0.9$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 32$, $N = 16$).

La Figure 53 ci-après montre la simulation des cibles avec le modèle du fouillis n°2, avec un paramètre d'échelle $b > 200$. Notre détecteur ne distingue pas la position de tous les cibles.

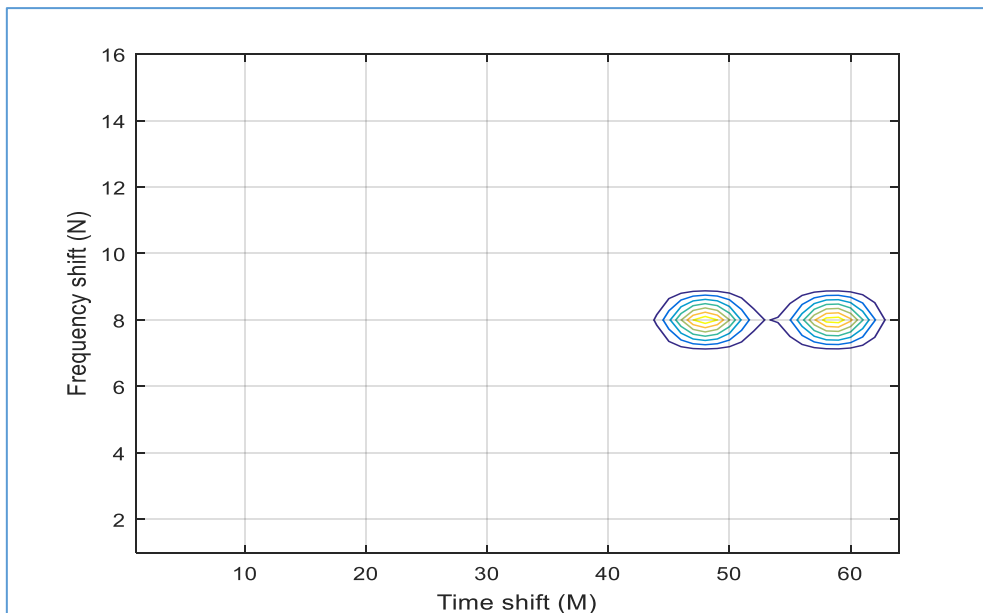


Figure 53 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 200$) distinguées par le détecteur proposé ($M = 64$, $N = 16$).

Par contre, si nous avons augmenté le pavage temporel est fréquentiel de la transformée de Gabor à $M = 128$ et $N = 8$, le détecteur proposé est éprouvé de distinguer la position des cibles. Ceci est montré dans les Figure 54-55 suivantes.

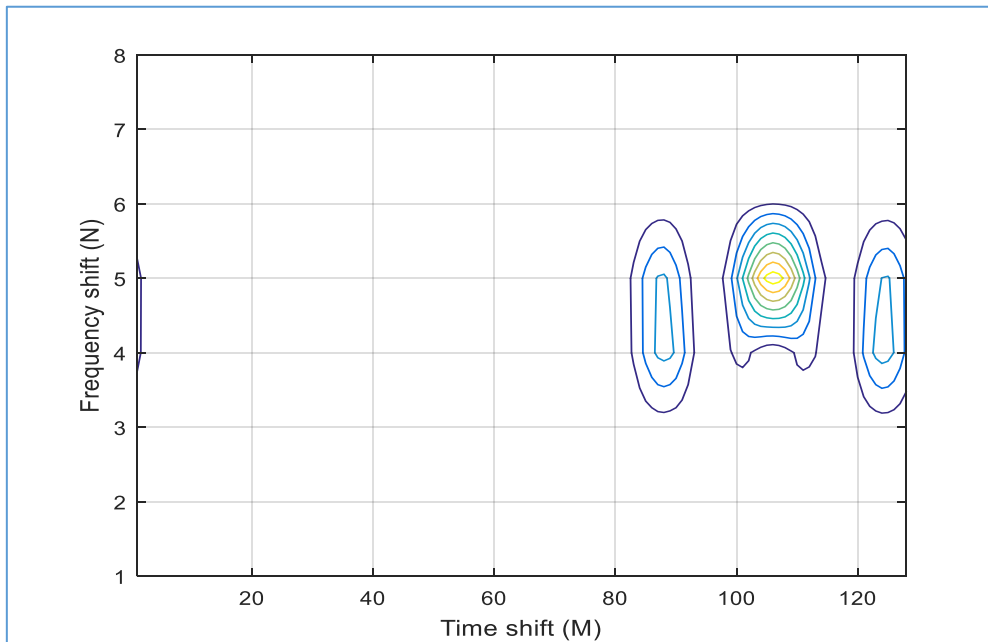


Figure 54 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 200$) distingué par le détecteur proposé ($M = 128$, $N = 8$).

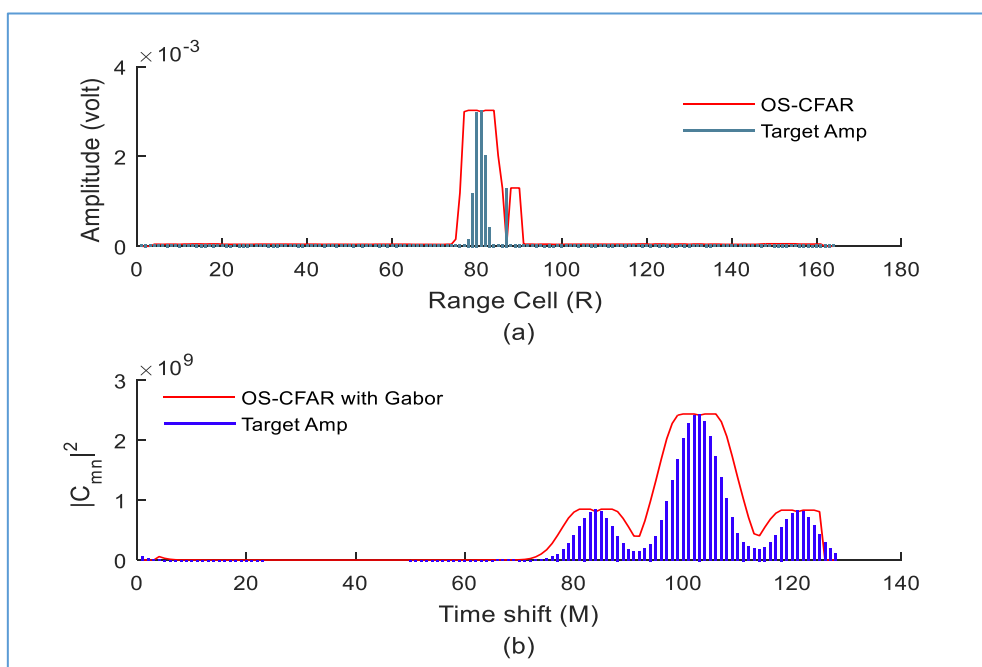


Figure 55 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°2 ($b = 250$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 128$, $N = 8$).

Autant qu'avec le modèle du fouillis n°3 pour un écart-type σ supérieur à 400, nous avons enregistré une limitation du détecteur proposé malgré l'augmentation maximal du pavage temporel et fréquentiel de la transformée de Gabor à $M = 256$ et $N = 8$, respectivement (Figure 56-57).

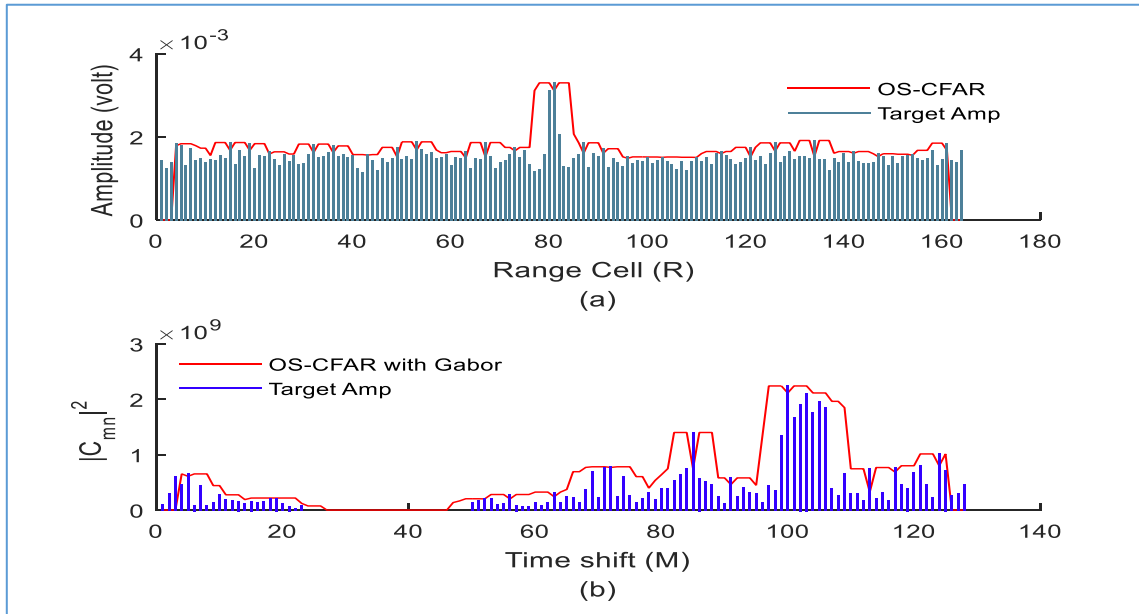


Figure 56 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\sigma = 400$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 128$, $N = 8$).

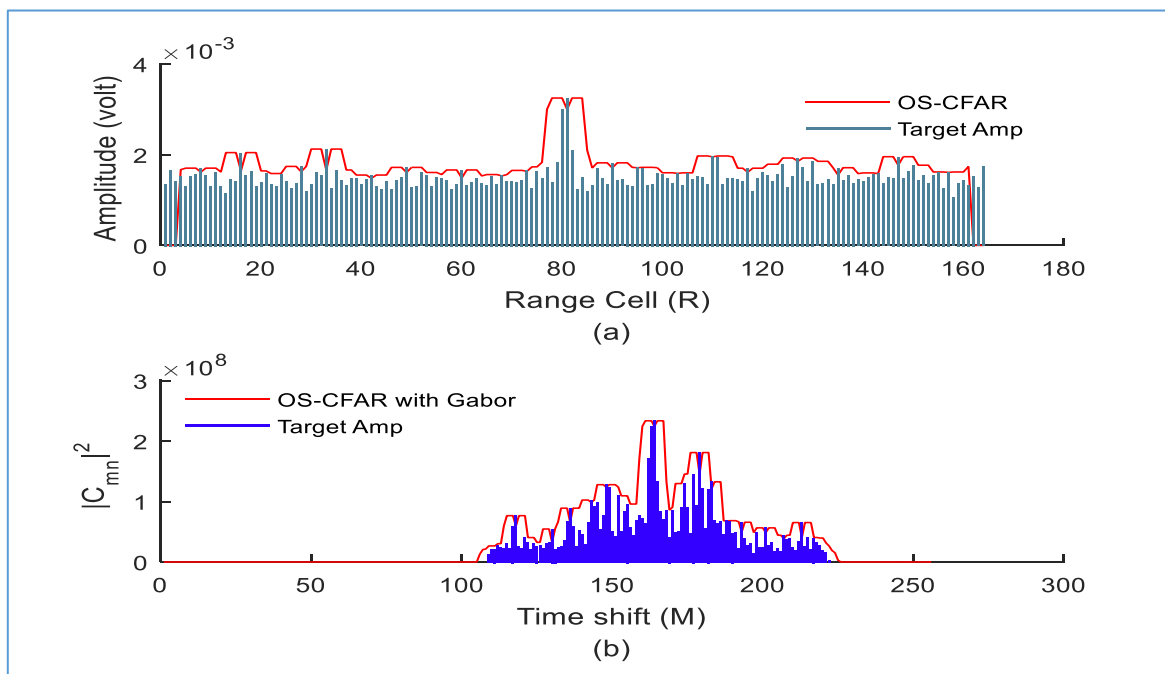


Figure 57 : Les cibles simulées avec fouillis du modèle n°3 ($\sigma = 400$) en utilisant (a) OS-CFAR conventionnel et (b) le détecteur proposé ($M = 256$, $N = 2$).

Les résultats de simulations du scénario n°3 sont récapitulés dans le Tableau 11 ci-après. Sachant que N_{fa} représente le nombre des fausses alarme.

À chaque limitation de détection, pour des conditions du fouillis extrême, nous avons augmenté les paramètres du pavage temporel et fréquentiel de la transformée de Gabor. Nous constatons par conséquence qu'il y a une possibilité de détection des cibles. Contrairement, pour le nombre N_{os} du détecteur OS-CFAR, nous avons observé que si on diminue le N_{os} , le détecteur proposé distingue mieux les cible.

Tableau 11 : Récapitulatifs de la simulation du scénario n°3.

Modèle du fouillis	Paramètres du fouillis				Cible détecté par OS-CFAR seule			Cible détecté par Le détecteur proposé						
	a	b	σ	μ	Portée (km)	N_{fa}	N_{os}	Cible1	Cible2	Cible3	N_{fa}	M	N	q
Sans fouillis					80	0		$m=39$	$m=46$	$m=54$	0	64	8	1
Weibull	25	0.9			81	9		$m=41$	$m=51$	$m=61$	0	64	8	1
	100	0.9			84	9		$m=38$?	$m=52$	0	64	8	1
	250	0.9			?	?		?	?	?	?	64	8	1
	250	0.9			?	?		?	$m=48$	$m=58$	2	64	16	2
Rayleigh		100			83	12	10	$m=36$	$m=42$	$m=51$	1	64	8	1
		200			83	11	10	$m=34$	$m=41$	$m=51$	0	64	8	1
		300			83	12	10	$m=34$?	$m=55$	1	64	8	1
		600			83	12	10	$m=39$	$m=47$	$m=56$	0	64	8	1
		650			?	?	8	?	?		?	64	8	1
Normal			50	10	83	10	10	?	$m=42$	$m=51$	0	64	8	1
			200	10	83	10	10	?	$m=41$	$m=51$	0	64	8	1
			200	10	83	16	8	$m=36$	$m=42$	$m=51$	0	64	8	1
			400	10	83	?	10	$m=36$	$m=44$	$m=52$	2	64	8	1
			600	10	?	?	10	?	?	?	?	64	8	1

3.9 Conclusion

Notre contribution consiste à utiliser la transformée de Gabor comme un préprocesseur pour l'OS-CFAR traditionnel. Dans cette technique, nous avons remplacé le détecteur d'enveloppe quadratique par le détecteur réalisé à base de la transformée de Gabor. Et ainsi la considération des composantes temporelles et fréquentielles conjointement. La transformée de Gabor peut simplifier la distribution de probabilité du signal à traiter, sous forme exponentielle quelle que soit la distribution du fouillis reçus par le système radar. Puisque la fenêtre d'analyse choisie par Gabor est gaussienne, on peut montrer que la somme de deux processus gaussiens est gaussienne (théorème centrale limite), aussi si un système est chargé par un signal gaussien le signal de sortie similaire est lui-même gaussien.

Nous avons présentés dans chaque scénario plusieurs simulations Monte-Carlo pour les différents types du fouillis afin de montrer les performances du détecteur étudié.

Dans ce cas, le détecteur de base (OS-CFAR) échoue à séparer les cibles existantes. Cependant, nous avons enregistré certaines limites de notre détecteur liées au modèle de fouillis dans les cas suivants : $b > a$ pour la distribution de Weibull et $b > 0.5$ pour la distribution de Rayleigh ; où la séparation des cibles ne peut pas être améliorée. Le même inconvénient est observé lorsqu'on a diminué le décalage temporel à 32 et le décalage fréquentiel à 16.

Nous avons remarqué, comme attendue, que l'augmentation du nombre des cibles diminue considérablement la probabilité de détection et augmente le nombre des fausses alarmes.

Les résultats obtenus montrent clairement la supériorité des performances du processeur proposé par rapport à l'utilisation de l'OS-CFAR tout seul même dans le cas de cibles très proche en distance, azimute et vitesse.

Chapitre IV

Conclusion et perspective

Chapitre IV : Conclusion et perspective

4.1 Conclusion

L'objectif primordial dans ce travail de thèse est d'améliorer les performances des systèmes radars fonctionnant à basse fréquence. Ces systèmes nécessitent en général l'acquisition, le traitement et l'exploitation des données en temps très précis car ils constituent des systèmes temps réel.

Comme montré en premier chapitre, les radars VHF disposent plusieurs avantages. Cependant, le problème de la mauvaise résolution en distance qui y a disposé ce type de radars comme importunité majeure peut être résolu par les outils modernes de traitement du signal. Certainement, ce sont des techniques qui demandent beaucoup de temps en traitement et analyse des données. À cet effet nous avons introduit au début de cette chaîne d'acquisition radar le CMAP-CFAR qui est optimal en consommation de temps et cellules mémoire. Ensuite, nous avons choisi d'introduire la transformée de Gabor comme outils d'analyse des signaux radar qu'ils soient traités après par l'OS-CFAR pour donnant la décision finale sur les cibles détectées.

En premier lieu, nous avons analysé le détecteur OS-CFAR développé par Rohling. Les résultats de simulation sont présentés et discutés dans la Section 4 du deuxième chapitre. Les performances de ce détecteur dépendent uniquement du nombre des cellules (N_{os}) analysées. Pour avoir une meilleure performance en détection à une P_{fa} donnée, il suffit d'augmenter uniquement N_{os} . L'OS-CFAR, détecte les cibles et minimise le nombre de fausses alarmes dans toutes les situations critiques (fouillis de bord, multi-cible) par rapport à la cellule de test. Comme montré dans la Section 4 du premier chapitre, les paramètres (dR , $d\theta$) qui définissent la cellule de test, l'OS-CFAR les détecte comme une seule cible bien qu'on ait plusieurs cibles.

Ensuite, nous avons analysé le détecteur CMAP-CFAR développé par Nitzberg. Ce détecteur est utilisé en amont de notre chaîne de réception comme indiqué au début de cette conclusion. Les résultats de simulations sont présentés et discutés. La performance en détection dépend du coefficient α , qu'en tendant vers 0 on obtient une probabilité de détection optimale (100%). Ce détecteur est très sensible aux cibles volant tangentiellement par rapport au radar, car il compare l'énergie détectée de la cellule sous test par elle-même à chaque balayage. Donc, une détection est signalée s'il y a une fine variation dans cette cellule. Le CMAP-CFAR montre une vision globale sur la carte radar scannée en distance et en-azimute comme montré sur la Figure 14. Ceci nous aide à sélectionner seulement les cellules significatives (contenant des cibles) pour les analyser avec la transformée de Gabor.

La transformée de Gabor a été objectivement choisie parmi les autres outils d'analyse temps-fréquence comme début de nos axes de recherche. Cette technique rend le signal stationnaire et dispose

un pavage rectangulaire comme montré dans la Section 4 du troisième chapitre. Cette propriété nous facilite le calcul des modules aux carrés des coefficients de Gabor pour construire le vecteur des énergies détectées. Ce dernier est semblable à un spectrogramme qui associe à chaque fréquence calculée par la transformée de Gabor une puissance instantanée. On obtient deux types de vecteur des puissances instantanées, par projection de leur maximum sur l'axe des temps, ou sur l'axe des fréquences. Avec ces vecteurs-là, on a les deux possibilités de précision en-distance ou en-azimute.

Comme nous l'avons expliqué précédemment, toutes ces techniques présentent l'avantage d'un complément à l'autre. Nous les avons hybridés comme montrait la Figure 20. Les résultats de simulation sont présentés et discutés dans le troisième chapitre. Nous constatons que la technique proposée présente une supériorité remarquable sur la discrimination des cibles par rapport aux détecteurs conventionnels. Aussi le nombre de fausses alarmes est considérablement réduit.

Néanmoins, ce détecteur proposé présente plusieurs limites, à cause des paramètres pris en compte pour simuler les différents types de fouillis ainsi que les scénarios extrêmes que nous avons définis. Dans certains cas, si on change les paramètres de configuration du détecteur proposé la séparation des cibles s'est limitée. Donc, la connaissance a priori des paramètres du fouillis et les cibles sont primordiales. Cette dernière, rendre la détection radar semi-automatique, ce qui nous oblige à adapter les paramètres du système proposé pour avoir une meilleure performance. Nous concluons aussi, qu'un escadron des cibles peut s'échapper partiellement aux détecteurs radars.

4.2 Perspectives et suggestions pour les projets futurs

Nous suggérons pour les travaux futurs de choisir une autre technique temps-fréquence, qui peut servir à améliorer beaucoup plus les performances de la résolution radar. Avec l'évolution et la rapidité des processeurs spécialisés dans ce domaine, s'en basent sur des techniques temps-fréquence optimisé de traitement du signal radar, l'efficacité de ces systèmes est évidente et pertinent. Les résultats obtenus nous à mènent à considérer l'implémentation matérielle de processeur hybride. CMAP-CFAR/ transformée de Gabor sur carte FPGA et/ou DSP afin d'améliorer les performances des systèmes radars VHF existants.

Bibliographie

- [1] B. Christian, Définition, Réalisation et Tests d'un Radar V.H.F. Multifréquence et Multipolarisation (M.O.S.A.R.), Rennes, France: Université de Rennes, 1995.
- [2] J. Darricau, «Physique et Théorie du Radar,» Tome 3, 3eme Edition, Paris, 1994.
- [3] R. J. H.M. Finn, «Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter level estimates,» *RCA Review*, vol. 29, n° %13, pp. 414-464, 1968.
- [4] D. Jacques, Physique et Théorie du Radar, Paris, France: LRBA, 1994.
- [5] W. B. C. A. A. P. W. T.C.P., «Fabrication and Evaluation of Conducting Polymer Composites as Radar Absorbers,» *8th International Conference on Antennas and Propagation, Edimburgh, United Kingdom,* n° %1370, pp. 934-938, April 1993.
- [6] C. Brousseau, «Définition, Réalisation et Tests d'un Radar V.H.F. Multifréquence et Multipolarisation (M.O.S.A.R.),» UNIVERSITÉ DE RENNES 1, France, janvier 1995.
- [7] e. a. Marc LESTURG, «Les dernières décennies et le futur du radar basse fréquence en France,» *Revue de l'Electricité et de l'Electronique-R.E.E-*, n° %13, pp. 27-40, Mars 2005.
- [8] C. Wolff, «Les Principes du Radar,» [En ligne]. Available: <http://www.radartutorial.eu/>. [Accès le jeudi juillet 2016].
- [9] M. I. Skolnik, RADAR HANDBOOK, New York , USA: McGraw-Hill Companies, 2008.
- [10] B. R. Mahafza, Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB, Huntsville, Alabama: CHAPMAN & HALL/CRC, 2000.
- [11] A. E. Fuhs, «Radar cross section lectures,» Naval Postgraduate School, Monterey, California, 1982.
- [12] M. L. BENCHEIKH, «Exploitation des propriete des signaux dans les systemes radar MIMO,» NANTES, 2011.
- [13] P. Swerling, «Probability of detection for fluctuating targets,» *IRE Transactions on Information Theory*, vol. 6, n° %12, p. 269 – 308, 1960.
- [14] C. Wolff, «Les Principes du Radar,» GNU Free Documentation License, 2008. [En ligne]. Available: <http://www.radartutorial.eu/index.html>.
- [15] G. R. Curry, RADAR ESSENTIALS: Aconcise Handbook for Radar Design And Performance Analysis, Raleigh NC 27615, USA: SCITECH, 2012.
- [16] M. RENDAS, «Traitement statistique du signal-Théorie de la déction,» ESINSA, 2000.

- [17] H. A. MEZIANI, «Analyse des détecteurs adaptatifs CFAR dans un fouillis de distribution Pearson,» UNIVERSITÉ MENTOURI , CONSTANTINE, ALGERIE, 2009.
- [18] M. B. a. P. K. Varsheney, «A wweited cell averaging CFAR detector for multiple target situation,» *proceedings of the 21st conference on information science and systems*, pp. 242-248., March 1987..
- [19] M. Weiss, «Analysis of some modified cell averaging CFAR processors in multiple target situations,» *M. Weiss, "Analysis of some modified cell averaging CFAR processorsIEEE transaction on aerospace an electronic systems*, vol. Vol 18, pp. 102-114, January 1980.
- [20] V. G. H. a. J. Sawyers, «Detectability loss due to the greatest of selection in a cell averaging CFAR,» *IEEE transaction on aerospace an electronic systems*, Vols. %1 sur %2AES-16, pp. 115-118, January 1980.
- [21] P. J. McLane, P. H. Wittke et C. K.-s. Ip, «Threshold Control for Automatic Detection in Radar Systems,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vols. %1 sur %2AES-18, n° %12, pp. 242-248, 1982.
- [22] J. H. S. V. GREGERS HANSEN, «Detectability Loss Due to "Greatest Of" Selection in a Cell-Averaging CFAR,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vols. %1 sur %2AES-16, n° %11, pp. 115 - 118, 1980.
- [23] T. K. Y.I. Han, «Performance of excision GO-CFAR detectors in nonhomogeneous environments,» *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation* , vol. 143, n° %12, pp. 105-112, 1996.
- [24] L. T. P.E. Pace, «False alarm analysis of the envelope detection GO-CFAR processor,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 30, n° %13, pp. 848-868, 1994.
- [25] S. Himonas, «Adaptive censored greatest-of CFAR detection,» *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, vol. 139, n° %13, pp. 247-255, 1992.
- [26] G. V. Trunk, «Range Resolution of Targets Using Automatic Detectors,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* , Vols. %1 sur %2AES-14, n° %15, pp. 750-755, 1978.
- [27] H. ROHLING, «Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations,» *IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS* , Vols. %1 sur %2AES-19, n° %14, pp. 608-621, 1983.

- [28] N. LEVANON, «Detection Loss Due to Interfering Targets in Ordered Statistics CFAR,» *IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS*, vol. 24, n° %16, pp. 678-681, 1988.
- [29] M. d. M. E. d. l. R. D. A.R. Elias-Fuste, «Analysis of some modified ordered statistic CFAR: OSGO and OSSO CFAR,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 26, n° %11, pp. 197-202, 1990.
- [30] M. B. S.D. Himonas, «A robust radar CFAR detector for multiple target situations,» *Radar Conference, 1989., Proceedings of the 1989 IEEE National*, pp. 85-90, 8 1989.
- [31] X. W. Meng, «Performance Analysis of OS-CFAR with Binary Integration for Weibull Background,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 49, n° %12, pp. 1357 - 1366, 2013.
- [32] M. A. B. Z. D. Ivković, «Nonlinear fusion CFAR detector,» *Radar Symposium (IRS), 2015 16th International*, 2015.
- [33] F. S. Z. Hammoudi, «Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy spaces and fuzzy fusion rules,» *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, vol. 151, n° %13, pp. 135-142, 2004.
- [34] R. Nitzberg, «Clutter Map CFAR Analysis,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vols. %1 sur %2AES-22, n° %14, pp. 419-421, 1986.
- [35] M. B. M. K. M. Hamadouche, «Analysis of the clutter map CFAR in Weibull clutter,» *Signal Processing*, vol. 80, n° %11, pp. 117-123, 2000.
- [36] J. W. Alberhseim, «A Closed-Form Approximation to Robertson's Detection characteristic,» *IEEE PROCEEDINGS*, vol. 69, n° %17, p. 839 – 839, July 1981.
- [37] H. F. MATZ G., «Time-frequency formulation and design of optimal detectors,» *TFTS'96*, pp. 213-216, 1996.
- [38] P. B. FRIEDLANDER B., « Detection of transienl signais by the Gabor representation,» *IEEE Transaction IEEE, Acostic, Speach and Signal Proccsillg.*, vol. 37, n° %12, pp. 169-180, 1991.
- [39] L. R. RICHARD C., «Two algorithms for designing optimal reduced-bias data-driven time-frequency detectors,» *TFTS'98*, pp. 601-608, 1998.
- [40] S. I. O. Lemoine, «Détection de cible par méthode a taux de Fausse Alarme Constant et Transformer de Gabor Discrète,» *14 colloques GRETSI 13S CNRS URA 1376*, p. 1236 –1239, 1993.

- [41] P. Flandrin, «Temps-fréquence,» Paris, Hermes, 1993.
- [42] G. Dennis, «Theory of communication,» *Journal IEE*, vol. 93, n° 1111, p. 429 – 457, 1946.
- [43] S. R. J. WEXLER, «DISCRETE GABOR EXPANSIONS,» *Elsevier - Signal Processing*, vol. 21, pp. 207-220, 1990.
- [44] M. J. Bastiaans, «Gabor's expansion and the Zak transform for continuous-time and discrete-time signals: critical sampling and rational oversampling,» Eindhoven University of Technology, Faculty of Electrical Engineering, Eindhoven, Netherlands, 1995.
- [45] F. A. Franz Halawatsch, *Temps-fréquence : concepts et outils*, Paris: Lavoisier, 2005.
- [46] H. G. Feichtinger et T. Strohmer, *Gabor Analysis and Algorithms: Theory and Applications*, Boston, MA : Springer science, 1998.
- [47] H. Rinne, *The Weibull Distribution: A Handbook*, Germany: CRC Press, 2008.
- [48] A. FARINA, *Optimised Radar Processors*, UK: IET, 1987.
- [49] C.-Y. Chen, *Modeling and simulation of a search radar receiver*, USA: Naval Postgraduate School, 1996.
- [50] M. H. M. M. A. T. A. H. Larbi Beklaouz, «Study and analysis of a new detector of radar targets using CFAR with Gabor transform,» 15th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, Bratislava, Slovakia, 2008.
- [51] G. Paquet, *Détection électromagnétique – fondement théorique et application radar*, France: Masson, 1997.
- [52] S. K. Gandhi P., «Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background,» *IEEE Transaction*, Vols. 1 sur 2 AES-24, n° 14, pp. 427-444, July 1988.

Les Annexes

Annexe A

A.1 La fonction Gamma

La fonction eulérienne $\Gamma(x)$ à une variable x est une généralisation de la fonction factorielle, définie seulement pour les valeurs entières et positives. Par définition, la fonction donner par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt \quad (47)$$

A.2 Distribution Khi 2

La distribution khi carré (χ^2) dépend du nombre de degrés de liberté, c'est une somme de carrés de N variables aléatoires x dont l'espérance mathématique est distribuée conformément de la loi normale. La loi du χ^2 a une densité de probabilité de la forme suivante :

$$\chi^2(n) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} x^{(\frac{n}{2}-1)} e^{-\frac{x}{2}} 1_{[0,+\infty[}(x) \quad (48)$$

Annexe B

B.1 Liste d'abréviations des détecteurs CFAR existants

Tableau 12 : Liste des processeurs CFAR développés à nos jours.

N°	Abbreviation	CFAR algorithm
1	2D-OS	Two-Dimensional Order Statistic
2	ACCA-ODV	Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability
3	ACCML	Automatic Censored Mean Level
4	ACGO	Adaptive Censored Greatest-Of
5	ACML	Adaptive Censoring Maximum Likelihood
6	AND-CA-OS	AND-CA-OS
7	BI	Binary Integration
8	BLU	Best Linear Unbiased
9	CA	Cell Averaging
10	CAGO	Cell Averaging Greatest Of
11	CCA	Censored Cell Averaging
12	CGO	Censored Greatest Of
13	CM	Clutter Map
14	CMLD	Censored Mean Level Detector
15	CMLWLC	Censored Mean Level Weighted Linear Combining
16	CM-SFET	Continuous M-ary-Separating Function Estimator Tests
17	CVI	Censored Video Integrator
18	DACBLU	Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased
19	DDL-GLR	Doppler Domain Localized Generalized Likelihood Ratio
20	DF	Distribution Free
21	E	Ensemble
22	FACCA	Forward Automatic Censored Cell-Averaging
23	FNN-ML	Fuzzy-Neural Networks Maximum-Likelihood
24	Fuzzy-VI	Fuzzy Variability Index
25	GCA	Generalized Cell Averaging
26	GLR	Generalized Likelihood Ratio
27	GLRT-LQ	Generalized Likelihood Ratio Test Linear Quadratic
28	GO	Greatest Of
29	GOSGO	Generalized Order Statistic Greatest Of
30	GST	Generalized Sign Test
31	GTL-CMLD	Generalized Tow Level Censored Mean Level Detector
32	HCE	Heterogeneous Clutter Estimating
33	HG	Half side Gaussian
34	LC-OS	Linear Combination of Order Statistics
35	LOG	Logarithmic

36	Log-t	Log-t Detector
37	MC	Multiple-Cell
38	MGO	Modified Greatest Of
39	MGST	Modified Generalized Sign Test
40	MLD	Mean Level Detector
41	MLP	Multi-Layer Perceptron neural network
42	MOSODV	Ordered Data Variability
43	MPL	Most Powerful Linear
44	MW	Mann Whitney
45	MX-CMLD	Maximum Censored Mean Level Detector
46	MX-LCD	Maximum Linear Combination Detector
47	MX-MLD	Maximum Mean Level Detector
48	MX-OSD	Max-Order Statistic Detector
49	NCFMD	Noise Covariance Matched Filter Detector
50	NP	Nonparametric
51	NSDD-GLRT	Non-Scatterer Density Dependent Generalized Likelihood Ratio Test
52	ODV	Ordered Data Variability
53	OP	Optimal Polarimetric
54	OS	Order Statistic
55	OSAP	Order Statistic and Algebraic Product
56	OSD	Order Statistic Detector
57	OSGO	Order Statistic Greatest Of
58	OSSO	Order Statistic Smallest Of
59	OSTMGO	Order Statistic Trimmed Mean Greatest Of
60	OW	Optimal Weibull
61	P	Polarimetric
62	SDD	Scatterer Density Dependent Generalized Likelihood Ratio Test
63	SFET	Separating Function Estimator Test
64	SIRV	Spherically Invariant Random Vectors
65	SLC	Side Lobe Cancelling
66	SMI	Sample Matrix Inversion
67	SO	Smallest Of
68	S-OS	Switching <i>Ordered Statistic</i>
69	SSA	Scan by Scan Averaging
70	SW-OS	Switched <i>Order Statistics</i>
71	TM	Trimmed Mean
72	UMP	Uniformly Most Powerful
73	VI	Variability Index
74	WCA	Weighted Cell-Averaging
75	WH	Weber Haykin

B.2 Les techniques d'analyse temps-fréquence existantes

- Short time Fourier transforme (STFT)
- Decomposition of Gabor
 - Gabor transform.
 - Reassigned Gabor spectrogram.
- Wavelets transform
 - Scalogram, for Morlet or Mexican hat wavelet (Affine Class).
- Born-Jordan distribution (Cohen's Class).
- Butterworth distribution (Cohen's Class).
- Choi-Williams distribution (Cohen's Class).
- Generalized rectangular distribution (Cohen's Class).
- Margenau-Hill distribution (Cohen's Class).
 - Margenau-Hill-Spectrogram.
 - Pseudo Margenau-Hill.
- Spectrogram (Cohen's Class).
 - Spectrogram
 - MMCE combination of spectrograms.
- Page distribution (Cohen's Class).
 - Page distribution
 - Pseudo Page distribution.
- Rihaczek distribution (Cohen's Class).
- Reduced interference distribution (Cohen's Class).
 - Reduced interference distribution (Bessel window).
 - Reduced interference distribution (Hanning window).
 - Reduced interference distribution (binomial window).
 - Reduced interference distribution (triangular window).
- Wigner-Ville distribution (Cohen's Class).
 - Wigner-Ville transform.
 - Smoothed Pseudo Wigner-Ville.
 - Pseudo Wigner-Ville.
 - Smoothed Pseudo Affine Wigner (Affine Class).
- Zhao-Atlas-Marks distribution.
- Unitary Bertrand distribution (Affine Class).
- D-Flandrin distribution (Affine Class).
- Unterberger distribution, active or passive form (Affine Class).

Annexe C

C.1 Modélisation du signal Radar

Le signal réfléchi du signal d'émission translaté en temps et en fréquence, peut s'écrire sous la forme suivante :

$$X(t) = A(t) \times \cos(2\pi(f_0 + f_d)t + \phi(t)) \quad (49)$$

Ou sous la forme exponentielle suivante :

$$V_s e^{j\phi(t)} = I(t) + jQ(t) \quad (50)$$

La composante du signal en-phase I et en-quadrature Q s'écrit :

$$\begin{cases} I(t) = k(t) \times \cos(2\pi f_d t) \\ Q(t) = k(t) \times \sin(2\pi f_d t) \end{cases} \quad (51)$$

avec :

$V_s(t)$: Amplitude du signal reçu,

$$V_s = \sqrt{I^2 + Q^2} \quad (52)$$

f_0 : Fréquence intermédiaire,

f_d : Fréquence doppler propre à la cible,

$$f_d \approx \frac{2v_r}{\lambda} \cos(\theta) \quad (53)$$

λ : Longueur d'onde,

$$\lambda = \frac{c}{f}$$

v_r : Vitesse radiale de la cible,

θ : Angle entre les vecteurs de distance et vitesse radiale de la cible,

$k(t)$: Coefficient d'atténuation,

$\phi(t)$: Phase aléatoire à l'origine du signal reçu,

R : Distance cible-radar.

A l'instant t , la cible prend les coordonnées suivantes, m en temps et n en azimute, respectivement.

$$\begin{cases} m = \left(\frac{t - T_R}{ta} \right) \\ n = \frac{\theta_{MB}}{d\theta} \end{cases} \quad (54)$$

avec $n = 0, \dots, N$ et $m = 0, \dots, M$

où

M : est le nombre maximal des cellules distance,

N : le nombre maximal des cellules d'azimute,

$$\begin{cases} M = \left(\frac{\tau}{ta}\right) \times \left(\frac{R_u - R_{\min}}{dR}\right) \\ N = \left(\frac{\theta_{scan}}{d\theta}\right) \end{cases} \quad (55)$$

avec :

R_{\min} : Distance minimale,

$$R_{\min} = \frac{c(\tau + T_R)}{2} \quad (56)$$

R_u : Ambiguïté en distance,

$$R_u = \frac{cT}{2} \quad (57)$$

T : Temps de réception,

$$T = PRI = \frac{1}{f_r} \quad (58)$$

T_R : Temps de recouvrement du récepteur,

τ : Largeur d'impulsion,

ta : Temps de prélèvement (sous échantillonnage).

La figure suivante montre les paramètres essentiels du signal radar.

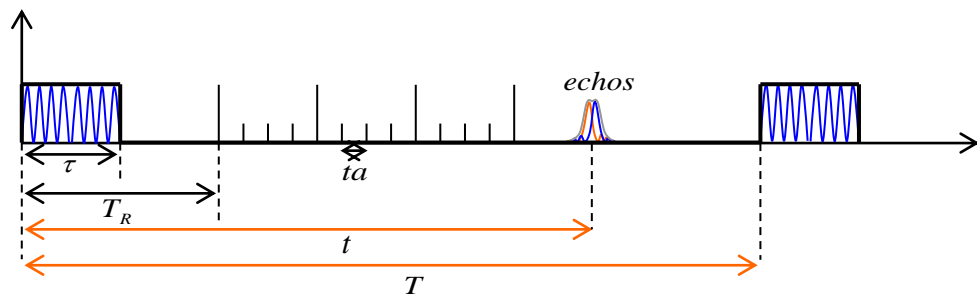


Figure 58 : Modélisation du signal émis/reçue par le système radar.

C.2 Modélisation des fouillis Radar

On appelle fouillis, tout signal radar réfléchi par la pluie, la mer et la terre, situés dans la récurrence j du radar et dans les lobes k principal, secondaires et diffus. La distance de la cible-radar dans la récurrence j est donnée par [51] :

$$R_j = R + (j - 1) \times \frac{c T_R}{2} \quad (59)$$

C.2.1 Fouillis de la terre

La surface équivalente de la terre dans la récurrence j , et dans le lobe k est donnée en, (m^2), par la relation suivante :

$$A_c = S_{prt} \times S_{jk} \quad (60)$$

Où S_{prt} est le pouvoir réflecteur de la terre, S_{jk} la cellule de résolution du fouillis de la terre d'indice jk est donnée en, (m^2), par [51]:

$$S_{jk} = \frac{1}{\sqrt{2}} \theta_k D_j \frac{c \tau}{2 \cos(\psi + \delta)} \quad (61)$$

Où δ est la déclivité du terrain.

La figure suivante montre la cellule de résolution, définie par les paramètres du système radar. L'antenne située en hauteur h par rapport au sol.

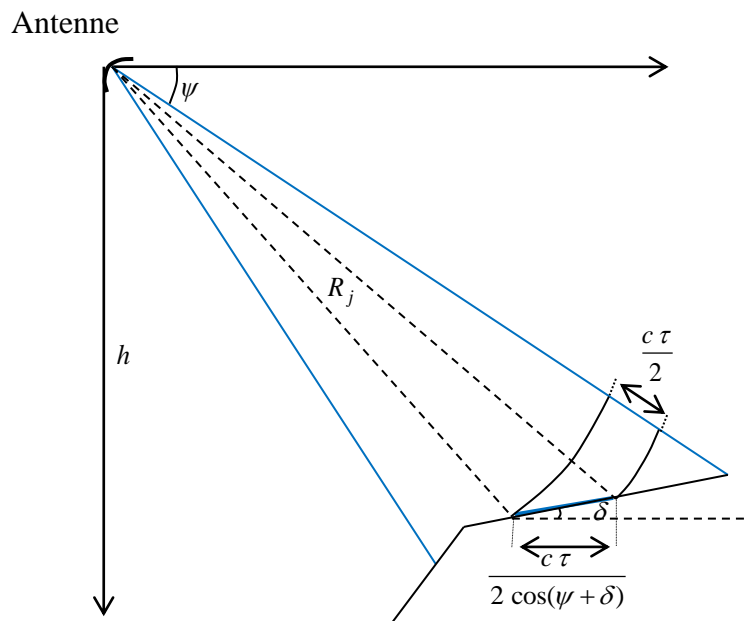


Figure 59 : Cellule de résolution du fouillis de la terre.

C.2.2 Fouillis de la pluie

La surface équivalente de la pluie dans la récurrence j et dans le lobe k est donnée en, (m^2), par la relation suivante :

$$A_c = S_{pp} \times V_{jk} \quad (62)$$

Où, S_{po} le pouvoir réflecteur de la pluie en fonction de l'intensité de la pluie p en, (millimètres /heure), et la longueur d'onde λ .

$$S_{po} = \frac{p^{1.6}}{\lambda^4} \times 0.00006 \quad (63)$$

Le volume V_{jk} , est le fouillis de la cellule de résolution d'indice jk est donné en, (m^3), par [51]:

$$V_{jk} = \frac{\pi}{4} \frac{c}{2} \theta_k \varphi R_j^2 \quad (64)$$

Où

θ_k : est la largeur à $3dB$ en gisement du lobe k ,

φ : est la largeur du lobe principale à $3dB$ du site balayé.

La figure suivante montre la cellule de résolution du fouillis de la pluie.

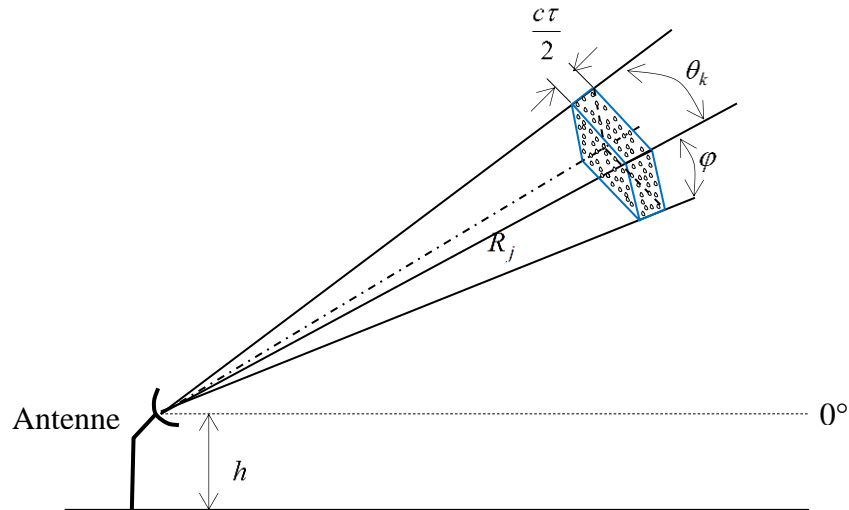


Figure 60 : Cellule de résolution du fouillis de la pluie.

C.2.3 Fouillis de la mer

La surface équivalente du fouillis de la mer dans la récurrence j , et dans le lobe k en, (m^2), donné par [9]:

$$S_{mjk} = S_{pm} \times S_{jk} \quad (65)$$

Où S_{prm} le pouvoir réflecteur de la mer est donné en, (m^2), par :

$$S_{prm} = 2.6 \times 10^{-6} \frac{v}{\lambda} \quad (66)$$

Ainsi l'état de la mer est lié à la vitesse du vent v , l'altitude des vagues h_g est donnée en (m), par la relation suivante :

$$h_g = 0.29 \times v + 2.7 \times 10^{-7} v^6 \quad (67)$$

La surface S_{jk} de la cellule de résolution d'indice jk est donnée en, (m^2), par les relations suivantes [51] :

$$\begin{cases} S_{jk} = \frac{1}{\sqrt{2}} R_j \theta_k \frac{c \tau}{2 \cos(\psi)} & \text{si } R_j \leq R_T \\ S_{jk} = \frac{1}{\sqrt{2}} R_j \theta_k \left(\frac{R_T}{R_j} \right)^4 \frac{c \tau}{2 \cos(\psi)} & \text{si } R_j > R_T \end{cases} \quad (68)$$

où

ψ : L'angle de dépression,

R_T : Distance de transition,

$$R_T = 2.5 \times h \times \frac{h_g}{\lambda} \quad (69)$$

h : L'altitude du radar au-dessus de la mer.

La figure suivante montre la cellule de résolution du fouillis de la pluie.

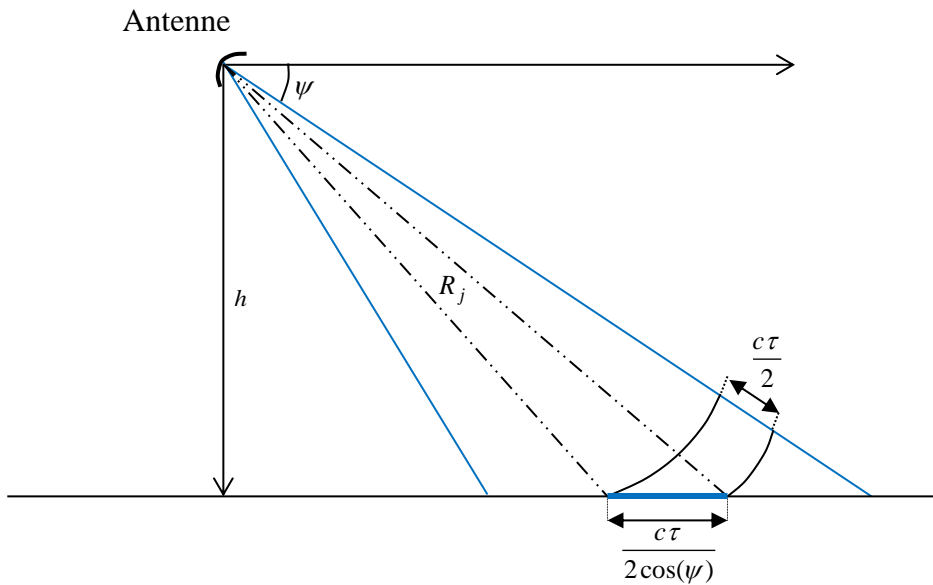
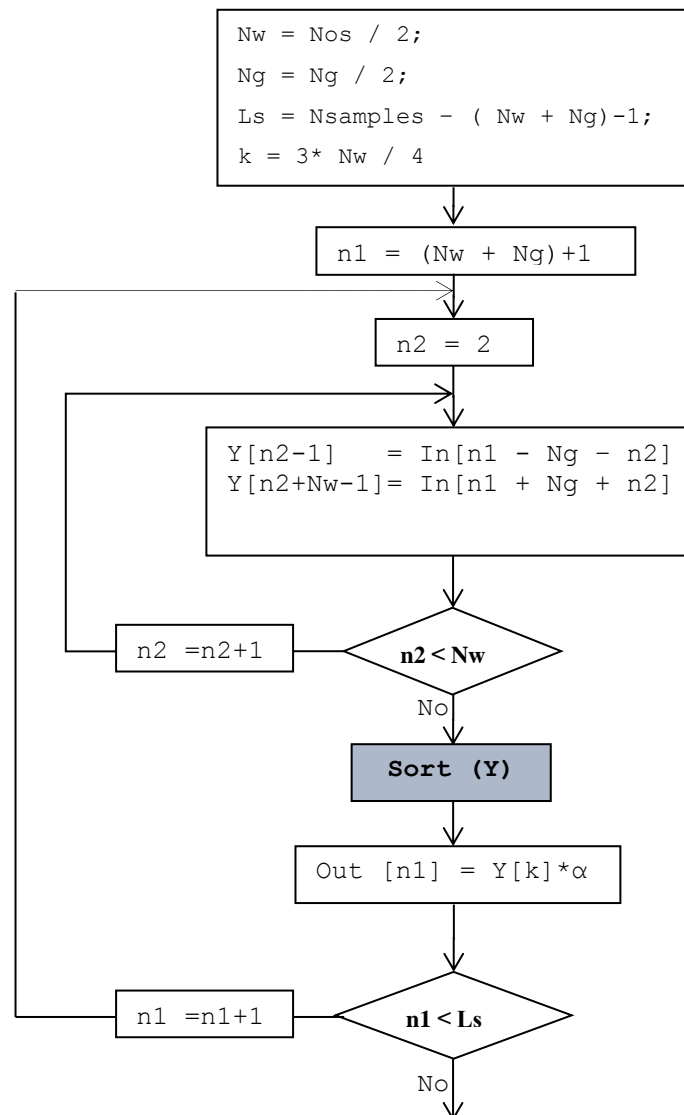


Figure 61 : Cellule de résolution du fouillis de la mer.

C.3 Les programmes de simulation

Dans ce travail de thèse plusieurs scripts MATLAB sont été utilisés pour réaliser les différents types de simulation Monte-Carlo, on a annexé l'essentielle de ces scriptes avec leurs algorithme :

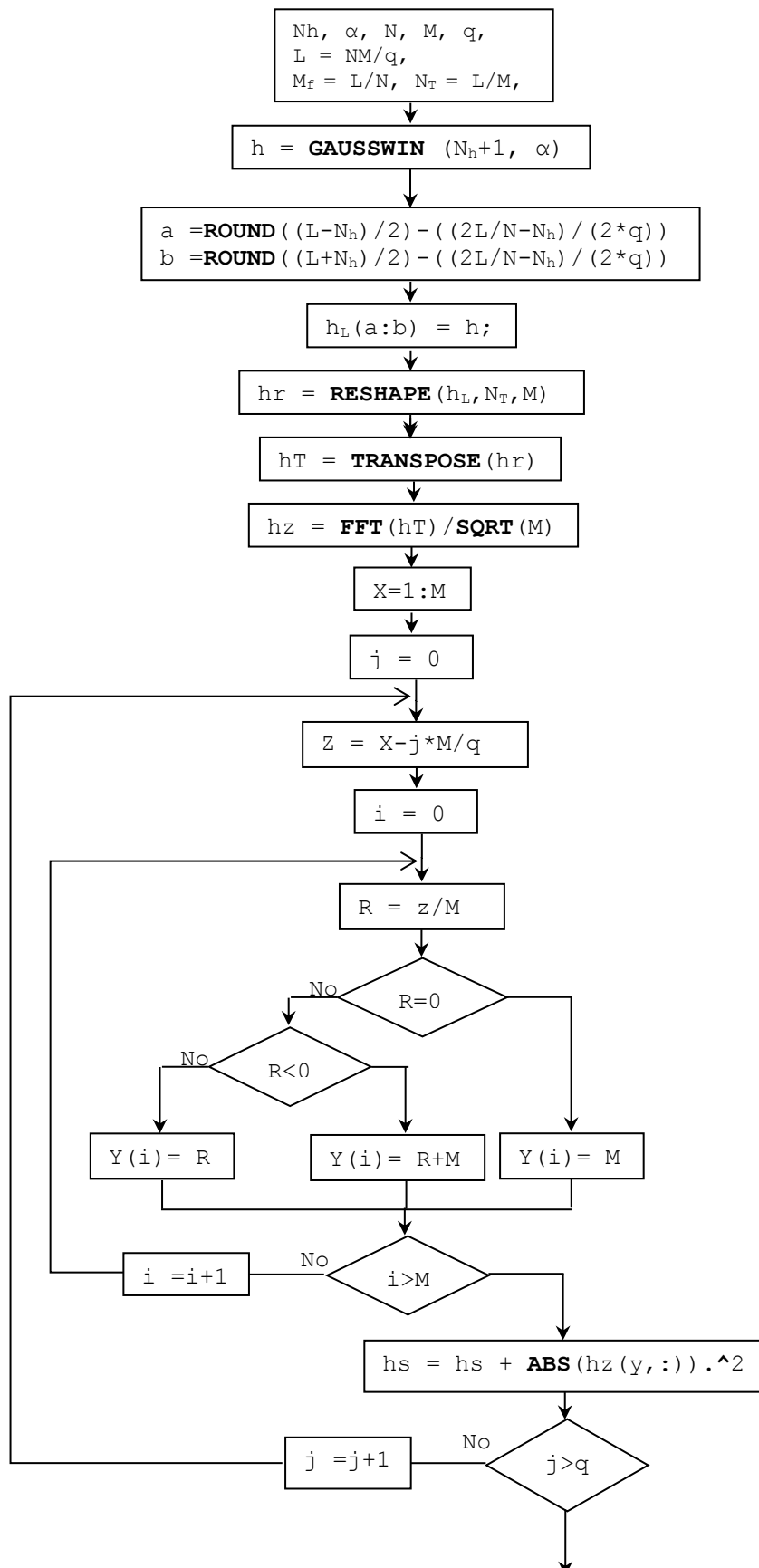
C.3.1 L'algorithme du détecteur OS-CFAR

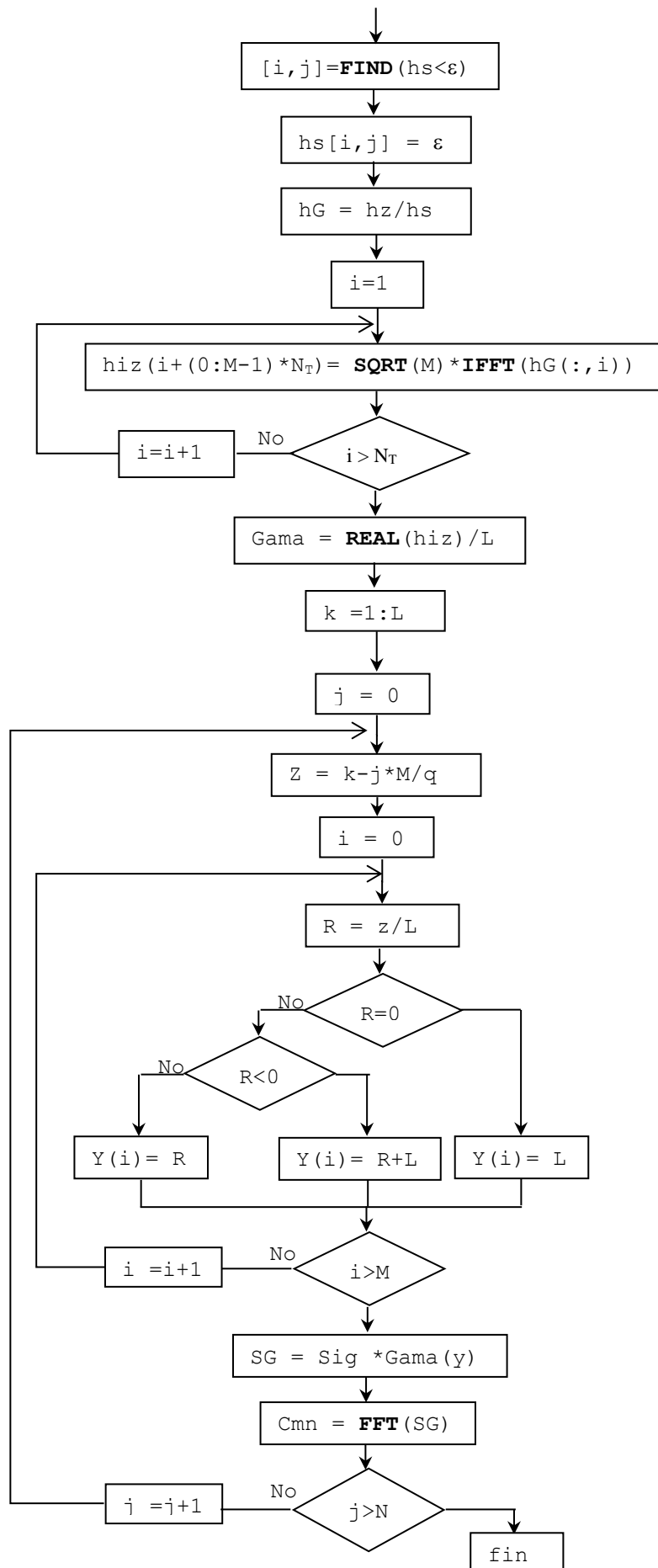


Avec :

Sort : fonction Matlab qui trie les éléments d'un vecteur de dimension est supérieur à 1 en ordre croissant.

C.3.2 Algorithme de calcul de la transformée de Gabor





Avec les scripts MATLAB suivantes :

GAUSSWIN : Retourne une fenetre de type gaussian de dimension N .

ROUND : Fonction MATLAB rounds chaque élément de x à l'entier le plus proche.

RESHAPE : Cette fonction reformate le vecteur A pour définir un autre vecteur B.

TRANSPOSE : Cette fonction calcul la transposition non conjuguée d'un vecteur A.

SQRT : Fonction Matlab qui calcul la racine carré d'un variable x .

ABS : Calcul de la valeur absolu d'un vecteur/fonction.

REAL : Retourné la partie réelle d'une fonction f .

FIND : Trouver les valeurs non nulles d'une fonction f .

FFT : Calcule de la transformée de Fourier.

IFFT : La transformée de Fourier inverse.

C.3.3 Propriétés des cibles (Target.m)

```
%
%|-----|
%|          SCENARIOS OF TARGETS          |
%|-----|
%
% Number of targets:
  tgt_no = 3 ;

%-----
% Target n°1 :
%-----
  T_range(1)=80*1e3;           % [m]
  T_az(1)   =10;              % [deg]
  T_alt(1)  =2200;            % [m]
  T_speed(1)=333.33*1e3/3600; % [m/s]
  T_head(1) =200;             % [deg]
  T_rcs(1)  =1;               % m^2
%RCS fluctuate (1=SW I; 2=SW II; 3=SW III; 4=SW IV)
  T_rcsm(1) =1 ;

%-----
% Target n°2 :
%-----
  T_range(2)=80.4*1e3;        % [m]
  T_az(2)   =10;              % [deg]
  T_alt(2)  =2200;            % [m]
  T_speed(2)=333.33*1e3/3600; % [m/s]
  T_head(2) =200;             % [deg]
  T_rcs(2)  =1;               % [m^2]
%RCS fluctuate (1=SW I; 2=SW II; 3=SW III; 4=SW IV)
  T_rcsm(2) =1 ;

%-----
% Target n°3 :
%-----
  T_range(3)=80*1e3;           % [m]
  T_az(3)   =16;              % [deg]
  T_alt(3)  =2200;            % [m]
  T_speed(3)=333.33*1e3/3600; % [m/s]
  T_head(3) =200;             % [deg]
  T_rcs(3)  =1;               % [m^2]
%RCS fluctuate (1=SW I; 2=SW II; 3=SW III; 4=SW IV)
  T_rcsm(3) =1 ;
```

C.3.4 Paramètres radar (Radar.m)

```
%
%|-----|
%|                               RADAR PARAMETERS                               |
%| RADAR TYPE: xxxxxxxx                                                |
%|-----|
%
clc; clear;

%-----
k_Bolttz= 1.38e-23; % [J/°K]
T0      = 290;      % [°K]
c       = 3e+8;     % [m/s]
pfa     = 1e-6;
PD      = 0.90;

%-----
% Waveform Generation
%-----
f  = 300*1e+6;      % [Hz]
prf= 1*1e+3;       % [Hz]
pt = 280*1e+3;     % [Watt]
pw = 6*1e-6;       % [s]
TR = 8*1e-6;       % [s]
ta = 1*1e-6;       % [s]

%-----
% Antenna Pattern
%-----
Gt  =28.5;          % [dB]
HPBW =3.3;         % [deg]
EL_up=12;          % [deg]
dAZ  = 1;          % [deg]
scan_rate=12*6;    % [deg/s]
scan_sect_min=0;
scan_sect_max=25;

%-----
% Receiving system
%-----
Aif  = 10;          % [dB]
Bn   = 1e+6;        % [MHz]
Fn   = 2.5;         % [dB]
%Passband of Filter Bank : (Fr=prf)
Nf=32;              %

%-----
% System Losses
%-----
%Ta=0.876*Ta1+36
Ta  = 0;            % [°K]
Ta1 = 0;            % [°K]
%Lant =1.3          % [dB]
%LB   =1.2          % [dB]
%Ls=Lt+Lr
Ls  = 2;            % [dB]
Lt  = 0;            % [dB]
Lr  = 0;            % [dB]
```

```

%Ts=Ta+Tr+Lr*Te
    Ts = 0;           % [°K]
    Tr = 0;           % [°K]
    Te = 0;           % [°K]
% Other losses
%loss = La + Ln + Lm + Lf + Li + ...
    %La = 1.2         % [dB]
    %Ln = 0.8         % [dB]
    %Lm = 8.4         % [dB]
    %Lf = 3.2         % [dB]
    %Li = 3.0         % [dB]
loss=40;             % [dB]

```

```

%-----
% Synchronous detector
% A/D Digital to Analogic converter
%-----
Vmax= 0.01;         % [Volts]
Vmin= 0.00;         % [Volts]
ADn = 12;

```

C.3.5 Simulation du fouillis (Clutter.m)

```
%
%|-----|
%|                Clutter                |
%|-----|
%
% Type of Clutter distribution:
%           '1' : Weibull.
%           '1' : Rayleigh.
%           '2' : Normal.
%           '3' : Chi-Square.
%           '4' : Exponential.
% n=PCn,m=RBn : dimension of clutter map
%
%-----%
type_noise = 2;          % Choose type of Clutter

switch type_noise

case 1
%-----%
% WEIBULL DISTRIBUTION:
% with shape parameter a and scale parameter b.
%-----%
    a = 0;
    b = 10;
    noise = wblrnd(a,b,PCn,RBn);

case 2
%-----%
% RAYLEIGH DISTRIBUTION :
% with parameter B.
%-----%
    B =800;
    noise = raylrnd(B,PCn,RBn);

case 3
%-----%
% NORMAL DISTRIBUTION:
% with mean Mu and standard deviation SIGMA.
%-----%
    Mu =10;
    sigma = 600;
    noise = normrnd(Mu,sigma,PCn,RBn);

case 4
%-----%
% CHI SQUARE DISTRIBUTION:
% with V degrees of freedom.
%-----%
    V = 2;
    noise = chi2rnd(V,PCn,RBn);

case 5
%-----%
% EXPONENTIAL DISTRIBUTION:
% with mean Mu.
%-----%
    Mu = 0.5;
    noise = exprnd(Mu,PCn,RBn);

end;
```


C.3.6 Simulation du signal radar (sig.m)

```

%
%|-----|
%|               ECHO SIMULATION               |
%|-----|
%
clc; clear;
%-----
% Target function
%-----
Targets;

Ru    = c/(2*prf);
Rmax  = Ru;
Rmin  = c*(pw+TR)/2;
dR    = c*pw/2;
wl    = c/f;
dt    = 1/prf;           %PRI
Dtheta=scan_rate/prf;
% Pulse number
PCn   = round((scan_sect_max)/Dtheta);      %M=(T-(pw+TR))/ta
% Range Bin number
RBn   = round((Rmax-Rmin)/dR);             %N=(scan_sect_max/360)x(Fr/fs)
% Convert dB to normal
Aif   =10^(Aif /10);
Fn    =10^(Fn /10);
Ls    =10^(Ls /10);
loss  =10^(loss/10);
% Thermal noise power
Pn    = k_Bolttz * T0 * Bn * Fn;
Vn    = Aif * sqrt(Pn);
% Radar range equation coef
RRE_coef=(pt*(wl^2))/(Ls*Pn*loss*(4*pi)^3);
%-----
% Clutter function
%-----
Clutter;
Vn_I  = Vn*noise;
Vn_Q  = Vn*noise;
SIQ   = Vn_I+j*Vn_Q;
%-----
% REFLECTOR ANTENNA GAIN PATTERN
%-----
% Gain d'antenne : azimuth(-180° to 180°)
GAZ   = ant_gaz;
% Gain d'antenne : elevation(-20° to 40°)
GEL   = ant_gel;

deg2rad = pi/180;           %Convert deg to rad
rad2deg = 180/pi;         %Convert rad to deg
% Initial target position
Rt    = zeros(tgt_no);
AZt   = zeros(tgt_no);
ELt   = zeros(tgt_no);
dx    = zeros(tgt_no);
dy    = zeros(tgt_no);

for j=1:tgt_no
    Rt(j) = T_range(j);
    AZt(j)= T_az(j);

```

```

ELt(j)= asin(T_alt(j)/Rt(j))*rad2deg;
dx(j) = T_speed(j)*dt*sin(T_head(j)*deg2rad);
dy(j) = T_speed(j)*dt*cos(T_head(j)*deg2rad);
end;
%Target position relative to antenna Gain
for i=1:PCn
    t=dt*(i-1);
    % MainBeam -30 dB coverage
    M_beam = scan_rate*t;
    % Keep in 360 deg
    if M_beam >= 360
        M_beam = M_beam - floor(M_beam/360)*360;
    end;
    for j=1:tgt_no
        % Target current position
        xt=Rt(j)*cos(ELt(j)*deg2rad)*sin(AZt(j)*deg2rad)+dx(j);
        yt=Rt(j)*cos(ELt(j)*deg2rad)*cos(AZt(j)*deg2rad)+dy(j);
        Rt(j) = sqrt(xt*xt+yt*yt+ELt(j)*ELt(j));
        sxy = yt+lj*xt;
        Rt(j) = abs(sxy);
        AZt(j)= angle(sxy)*rad2deg;
        if AZt < 0
            AZt(j) = AZt(j) + 360;
        end;
        ELt(j) = asin(T_alt(j)/Rt(j))*rad2deg;
        beam_dif = AZt(j)-M_beam;
        if beam_dif >= 180
            beam_dif = beam_dif - 360;
        end;
        if beam_dif <= -180
            beam_dif = beam_dif + 360;
        end;
        % GAZ: table resolution ; start from -180 deg
        tgt_az = ceil(beam_dif / Dtheta) + length(GAZ)/2;
        if (tgt_az<=0) || (tgt_az > length(GAZ))
            tgt_az = 1;
        end;
        % GEL: table resolution ; start from -20 deg
        tgt_el = ceil(ELt(j)- EL_up) + 20;
        if (tgt_el <= 0) || (tgt_el > 60)
            tgt_el = 1;
        end;
        tgt_rcell = ceil((Rt(j)-Rmin)/dR);
        if (tgt_rcell <= 0) || (tgt_rcell > RBn)
            tgt_rcell = 1;
        end;
        tgt_gain = Gt + GAZ(tgt_az) + GEL(tgt_el);
        tgt_gain = 10^(tgt_gain/10);
        % The minimum detected signal power can be written as:
        Ps= RRE_coef*(tgt_gain^2)*T_rcs(j)/(Rt(j)^4);
        % Target Echo voltage:
        vs = Aif*sqrt(Ps);
        vs = vs + SIQ(i,tgt_rcell);
        if vs > Vmax,
            vs = Vmax;
        end;
        tgt_fd = -2*T_speed(j)*cos((T_head(j)-M_beam)*deg2rad)/wl;
        SIQ(i,tgt_rcell) = 0.5*vs*exp(lj*2*pi*tgt_fd*((pw/2)+t));
    end;
end;
%-----

```

```
% A/D Digital to Analog converter
```

```
%-----
```

```
Amp = abs(SIQ);
```

```
vmax = max(max(Amp));
```

```
vmin = min(min(Amp));
```

```
dv = (vmax-vmin)/(2^ADn-1);
```

```
SI = round((real(SIQ)-vmin)/dv);
```

```
SQ = round((imag(SIQ)-vmin)/dv);
```

```
SIQ = SI + 1j * SQ;
```