

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE : TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE
N° :2018/SysTLC14/87



DOMAINE : ST
FILIERE : ELECTRONIQUE
OPTION : Systèmes de Télécommunications

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

**Par: MAKHLOUF Chiboub
&
Al SABAHI Mohammed Ali**

Intitulé

**Optimisation de la Détection Distribuée
CA-CFAR et OS-CFAR par l'Algorithme BBO**

Soutenu devant le jury composé de:

Dr. Nabil. BOUKHENNOUFA	Université De M'sila	Président
Pr. Amar. MEZACHE	Université De M'sila	Encadreur
Dr. Houcine. OUDIRA	Université De M'sila	Co-encadreur
Dr. Zahra. ZERDOUMI	Université De M'sila	Examineur

Année universitaire : 2017 /2018

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Résumé

La détection du signal est une procédure qui peut être implémentée dans diverses applications telles que les radars, les sonars et les systèmes de communications. Le terme RADAR signifie la détection et localisation à distance d'un objet (cible) à partir du signal rétrodiffusé (écho) par le système radar. Depuis trois décennies, le système de détection décentralisée est considéré lorsque plusieurs radars (senseurs) sont employés simultanément et espacés géographiquement avec un centre de fusion de données. Le présent travail s'intéresse sur l'optimisation de la performance de détection CFAR (Constant False Alarm Rate) décentralisée en présence du bruit blanc Gaussien. Ce système a une caractéristique non linéaire et nécessite des méthodes d'optimisation pour acquérir les valeurs optimales des paramètres de celui-ci. Après donné les expressions générales des probabilités de fausse alarme et de détection des détecteurs décentralisés CA-CFAR (Cell Averaging) et OS-CFAR (Order Statistic), l'algorithme génétique (GA) et l'algorithme biogéographique (BBO) sont employés en fonction des règles de fusion "AND" et "OR" pour la recherche des paramètres du système. Enfin, une série de simulations qui compare les performances des détecteurs CFAR cités ci-dessus est illustrée pour une cible fluctuante suivant le model de Swerling 1.

Abstract

Signal detection is a procedure that can be implemented in various applications such as radar, sonar and communications systems. The acronym of RADAR means the remote detection and localization of an object (target) from backscattered signal (echo) by the radar system. In the last three decades, the decentralized detection system has been considered when several radars (sensors) are used simultaneously and spaced geographically with a data fusion center. The present work focuses on the optimization of decentralized CFAR (Constant False Alarm Rate) detection performance in the presence of white Gaussian noise. This system has a nonlinear characteristic and requires optimization methods to acquire optimal values of its parameters. After giving the general expressions of the false alarm and detection probabilities of decentralized detectors CA-CFAR (Cell Averaging) and OS-CFAR (Order Statistic), the genetic algorithm (GA) and the biogeography base algorithm (BBO) are used in terms of "AND" and "OR" fusion rules for searching system parameters. Finally, a series of simulations comparing the performance of the CFAR detectors cited above is illustrated for fluctuating targets according to the Swerling 1 model.

المخلص

كشف الإشارة هو إجراء يمكن تنفيذه في تطبيقات مختلفة مثل الرادار والسونار وأنظمة الاتصالات. ويعني المصطلح RADAR الكشف عن بعد وتحديد موقع كائن من إشارة الارتداد الارتجاعية بواسطة نظام الرادار. على مدار ثلاثة عقود ، تم النظر في نظام الكشف اللامركزي عند استخدام عدة رادارات (أجهزة استشعار) في وقت واحد ومتباعدة جغرافياً مع مركز دمج البيانات. يركز العمل الحالي على تحسين أداء الكشف عن الإنذار الثابت الكاذب (CFAR) اللامركزية في وجود ضجيج أبيض غوسي. يحتوي هذا النظام على خاصية غير خطية ويتطلب أساليب تحسين للحصول على القيم المثلى لمعلمته. بعد إعطاء التعبيرات العامة لاحتمال انذار كاذب وكشف مركزي للكشف عن CA-CFAR OS-CFAR، والخوارزمية الجينية (GA) وخوارزمية الجغرافية البيولوجية (BBO) يعملون وظيفة قواعد دمج "AND" و "OR" للبحث عن معلمات النظام. وأخيراً ، يتم توضيح سلسلة من عمليات المحاكاة التي تقارن أداء أجهزة الكشف CFAR المذكورة أعلاه لهدف مستقر وفقاً لطرز Swerling 1 .

Dédicace

Je dédie ce travail,

À ma famille : ma mère mon père et mes frères

À mes amis et à tous ceux que j'aime et qui m'aiment.

MAKHLOUF Chiboub

Dédicace

Rien n'est aussi beau à offrir que le fruit d'un labeur qu'on dédie du fond du coeur à ceux qu'on aime et qu'on remercie en exprimant la gratitude et la reconnaissance durant toute notre existence.

A mes très chers parents qui m'ont guidés durant les moments les plus pénibles de ce long chemin, ma mère qui a été à mes cotés et ma soutenu durant toute ma vie, et mon père qui a sacrifié toute sa vie afin de me voir devenir ce que je suis.

*A Mes frères et mes soeurs car c'est grâce à leurs Soutiens que j'ai pu arriver à ce stade,
Une spéciale dédicace à mon amie, ma soeur et mon binôme
Chibob.*

A mes meilleurs amies : Mahmood ,Abood, Ibrahim, Imad et Omar et mes collègues de la promotion 2018 de master 2 Système de Télécommunication .

Une spéciale dédicace à mon âme soeur Rima

A tout la famille « Alsabahi ».

A tous mes enseignants de l'université Mohamed Boudiaf De M'sila.

A tous mes proches et tous ceux qui m'ont aidé moralement et matériellement

AL SABAHI Mohammed Ali

Remerciements

*Tout d'abord, nous remercions ALLAH, notre créateur de nos
avoir donné les forces, la volonté et le courage afin d'accomplir
ce travail modeste.*

Au terme de ce travail de qualité, nous tenons à remercier notre

Encadreur Pr. Amar MEZACHE et Dr. Houcine OUDIRA

Pour l'aide appréciable, la disponibilité, et les conseils

Fructueux qui nous ont facilité la réalisation de ce travail.

Sommaire

Sommaire

Sommaire.....	vi
Liste des tableaux et des figures.....	viii
Liste des Acronymes.....	xi
Liste des Symboles	xii

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre 1

I-1- Introduction	4
I-2- Classification des systèmes radar.....	5
I-2-1- Radars imageurs/Radars non imageurs.....	6
I-2-2- Radars primaires	6
I-2-3- Radar à impulsions	7
I-2-4- Radars à onde continue.....	8
I-2-5- Radars secondaires	9
I-3- Principe de fonctionnement du radar	9
I-4- Domaines de recherche dans le radar	9
I-4-1- Modélisation	10
I-4-2- Estimation	10
I-4-3- Détection	11
I-4-4- Poursuite de la cible	13
a- Mesure de la hauteur	13
b- Mesure de la vitesse	13
c- Calcul de la distance	13
d- Calcul de la direction	14
I-5- Distributions statistiques des échos radar.....	15
I-5-1- Modèle composée généralisé (GC)	15
I-5-2- Modèle Gaussien composé (CG) sans bruit	17
I-5-3- Modèle de Pareto généralisé (GP) sans bruit	18
I-6- Distributions des cibles	19
I-6-1- Modèles de fluctuations	20
I-6-2- Modèles de Swerling	20
I-7- Critère de décision.....	21

Sommaire

I-7-1- Théorie de la détection	21
I-7-2- Test de Bayes.....	23
I-7-3- Test du Minimax.....	25
I-7-4- Test de Neyman-Pearson.....	25
I-8- Conclusions	26

Chapitre 2

II-1- Introduction.....	44
II-2- Détection quadratique	28
II-3- Détecteur CA-CFAR.....	30
II-4- Détecteur OS-CFAR	34
II-5- Détecteur GO-CFAR	37
II-6- Détecteur SO-CFAR	39
II-7- Détecteur CMLD-CFAR.....	41
II-8- Détecteur TM-CFAR	42
II-9- Conclusion	43

Chapitre 3

III-1- Introduction	44
III-2- Détection CFAR distribuée	45
III-3- Détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR distribués	48
III-3-1- Signaux indépendants de puissance connue	48
III-3-2- Signaux dépendants de puissance inconnue	49
III-4- Optimisation de la détection CFAR distribuée.....	50
III-4-1- Optimisation standard.....	50
III-4-2- Optimisation par l'algorithme génétique (GA).....	52
III-4-3- Optimisation par l'algorithme BBO	53
III-5- Résultats de simulations	56
III-5-1- Performance de détection CFAR distribuée avec puissance connue.....	57
III-5-2- Détection CFAR distribuée avec une puissance inconnue	62
III-6- Conclusion.....	63
Conclusion générale.....	64
Références	66

Liste des tableaux

Chapitre I

Table. I. 1 : Distributions du clutter de mer à partir du modèle GC sans bruit.

Table. I. 2 : Distributions du clutter de mer à partir du modèle Gaussien composé.

Table. I. 3 : Distributions du clutter de mer à partir du modèle Pareto généralisée.

Table. I. 4 : Exemples d'environnements Gaussiens et non-Gaussiens [Mezache, 2007].

Chapitre III

Table. III. 1 : Terminologie de la BBO

Table. III. 2 : Valeurs des paramètres de l'AG et BBO

Table. III. 3 : Meilleurs seuils de détecteurs distribués CA-CFAR identiques utilisant les méthodes AG et BBO avec $M_i=40$, $S_i=20$ et la règle de fusion "OR".

Table. III. 4 : Seuils optimaux de détecteurs distribués CA-CFAR non identiques utilisant les méthodes AG et BBO pour $M_1 = 16$, $M_2 = 24$, $M_3 = 32$, $S_i = 20$ et la règle de fusion "AND".

Table. III. 5 : Seuils optimaux de détecteurs distribués CA-CFAR non identiques utilisant les méthodes AG et BBO pour $M_1 = 16$, $M_2 = 24$, $M_3 = 32$, $S_i = 20$ et la règle de fusion "OR".

Table. III. 6 : Comparaisons de la détection CFAR via les méthode AG et BBO dans le cas de détecteurs OS-CFAR non identiques avec une puissance inconnue, $M_1 = 16$, $M_2 = 20$ et la règle de fusion "AND".

Table. III. 7 : Comparaisons de la détection CFAR via des méthodes AG et BBO dans le cas de détecteurs OS-CFAR non identiques avec une puissance inconnue, $M_1 = 16$, $M_2 = 20$ et la règle de fusion "OR".

Liste des figures

Chapitre I

Figure. I. 1 : Classification des systèmes radar [Chabbi, 2008].

Figure. I. 2 : Cycles émission/écoute d'un système radar à impulsion.

Figure. I. 3 : Principe de base d'un système radar [Sahed, 2015].

Figure. I. 4 : Principe de la détection radar [Krattou, 2013].

Figure. I. 5 : Détection d'une cible [Chabbi, 2008].

Figure. I. 6 : Génération de l'écho.

Figure. I. 7 : Calcul de la direction [Krattou, 2013].

Figure. I. 8 : Fonctions de bases d'un système de détection radar.

Figure. I. 9 : Régions de décision.

Chapitre II

Figure. II. 1 : Détection d'enveloppe et quadratique [Barkat, 2005].

Figure. II. 2 : Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler).

Figure. II. 3 : Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions.

Figure. II. 4 : Détecteur CA-CFAR pour un bruit Gaussien (a) Situation du clutter homogène. avec $2\sigma^2 = 1$ et $SNR=5dB$ (b) Utilisation de la moyenne arithmétique.

Figure. II. 5 : Courbes du ROC pour différentes valeurs du SNR avec $\alpha = P_{FA}^{-1/M} - 1$ et $M=16$.

Figure. II. 6 : Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α .

Figure. II. 7 : Détecteur OS-CFAR pour un bruit Gaussien (a) Situation de présence des interférences ($2\sigma^2 = 1$, $ICR=5dB$ et $SNR=10dB$) (b) Correction par le choix de la cellule ordonnée.

Figure. II. 8 : Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α pour $k=3M/4$

Figure. II. 9: Détecteur GO-CFAR pour un bruit Gaussien (a) Situation du bord de clutter ($2\sigma^2 = 1$, $CCR=5dB$ et $SNR=10dB$) (b) Correction par le maximum des sous fenêtres

Figure. II. 10 : Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α du détecteur GO-CFAR

Liste des tableaux et des figures

Figure. II. 11 : Détecteur SO-CFAR pour un bruit Gaussien (a) Situation du bord de clutter ($2\sigma^2 = 1$, $CCR=5\text{dB}$ et $SNR=10\text{dB}$) (b) Correction par le minimum des sous fenêtres.

Figure. II. 12 : Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α du détecteur SO-CFAR.

Figure. II. 13 : Détecteur CMLD-CFAR pour un bruit Gaussien.

Figure. II. 14 : Détecteur TM-CFAR pour un bruit Gaussien.

Chapitre III

Figure. III. 1 : Système de détection radar distribuée

Figure. III. 2 : Architecture parallèle de la détection CFAR distribuée.

Figure. III. 3 : Migration des espèces [Simon, 2008]

Figure. III. 4 : Organigramme général de l'algorithme BBO

Figure. III. 5 : Illustration de deux solutions candidates S_1 et S_2 [Simon, 2008]

Figure. III. 6 : Performances de détection CA-CFAR distribuée utilisant l'algorithme BBO pour $M_1 = 16$, $M_2 = 24$, $M_3 = 32$ et la règle de fusion "AND".(a) La fonction fitness avec $S_i = 20$.(b) La P_D en fonction de S

Figure. III. 7 : Performances de détection CA-CFAR distribuée utilisant l'algorithme BBO pour $M_1 = 16$, $M_2 = 24$, $M_3 = 32$ et la règle de fusion "OR".(a) La fonction fitness avec $S_i = 20$.(b) La P_D en fonction de S .

Liste des Acronymes

Liste des Acronymes

BBO	Biogeography Based Optimization
CA-CFAR	Cell-Averaging-CFAR
CFAR	Constant False Alarm Rate
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detectors-CFAR
CUT	Cell Under Test
CW	Radar à onde continue
$G\Gamma$	gamma généralisée
GA	l'algorithme génétique
GC	composée généralisé
GO-CFAR	Greatest Of-CFAR
GP	Pareto généralisé
IPIX	Intelligent Pixel X band radar
OS-CFAR	Order Statistic-CFAR
PRF	Pulse Répétition Fréquence
PRI	Pulse Répétition Intervalle
PSR	primary surveillance radar
RADAR	Radio Détection And Ranging
ROC	Receiver Operating Characteristic
SNR	Signal to Noise Ratio
SO-CFAR	Smallest Of-CFAR
TM-CFAR	Trimmed Mean-CFAR

Liste des Symboles

Liste des Symboles

C	la vitesse de lumière ($C=3\times 10^8$ m/s).
ΔT	Temps correspondant à un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible.
T_R	Période de répétition des impulsions.
τ	Durée de l'impulsion
a	le paramètre d'échelle
$\nu_{1,2}$	les paramètres de forme
$b_{1,2}$	sont les paramètres de puissance
$p(x y)$	la composante speckle
$p(y)$	la composante texture
$\Lambda(Q)$	est le rapport de vraisemblance.
λ	est le multiplicateur de Lagrange.
HSI	Qualité de la solution (fonction coût)
SIV	Les variables du problème d'optimisation
I_i, Q_i	Composantes en phase et en quadrature de phase, respectivement, de la $i^{\text{ème}}$
X	cellule de référence
K	Le nombre des cibles interférentes
X_i	Les cellules de références ($i=1, \dots, M$)
$P(Q)$	pdf jointe du niveau total estimé de l'environnement
$P(H_0), P(H_1)$	Probabilités <i>a priori</i> cible absente et cible présente
$R(D_i, H_j)$	Fonction risque d'une décision D_i pour une hypothèse H_j , $i=j=0, 1$
C_{ij}	Fonction coût d'une décision i pour une hypothèse j , $i=j=0, 1$
$E(C)$	Coût moyen
$r(\cdot)$	Signal reçu
M	Nombre de cellules de référence

Liste des Symboles

H_0, H_1	Hypothèses cible absente et cible présente
T	Seuil de détection
D	Distance radar-cible, Distance oblique
P_d	Probabilité de Détection
P_{fa}	Probabilité de Fasse Alarme
T_R	Période de répétition des impulsions radar, PRI
F_R	Fréquence de répétition des impulsions, PRF

Introduction Générale

Le radar (**RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging) est un système qui utilise les ondes électromagnétiques pour détecter la présence et déterminer la position ainsi que la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux, etc. Les ondes envoyées par l'émetteur sont réfléchies par la cible, et les signaux de retour (appelés écho radar ou écho-radar) sont captés et analysés par le récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur. Le traitement et l'analyse des signaux radar sont devenus certainement une discipline autonome très spécialisée en pleine expansion. Ceci s'explique par la diversité des applications du radar dans des secteurs variés tels que la surveillance maritime et aérienne, la météorologie, la surveillance des ressources naturelles par télédétection, le contrôle routier, le guidage et la recherche des missiles. Dû à ce vaste champ d'applications, les radars présentent certaines particularités qui les rendent particulièrement intéressants par rapport aux autres instruments de communication.

Parmi les techniques de traitement du signal radar, on trouve les détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate) qui peuvent être utilisés avec profit dans de nombreuses situations. Leurs résultats permettent de détecter des cibles noyées dans des signaux parasites de puissances inconnues tout en maintenant un taux de fausse alarme constant contrairement à la détection classique à seuil fixe. L'originalité du processus CFAR réside dans l'estimation du niveau du bruit; cette estimation permet d'adapter en temps réel le seuil de détection à la variation du bruit. De ce fait, on peut découler plusieurs détecteurs CFAR, l'idée principale restant cependant la même. Dans la littérature, on trouve par exemple le célèbre détecteur CA-CFAR (Cell Averaging) [Finn and Johson, 1968] pour un bruit Gaussien. Pour avoir une probabilité de fausse alarme constante, le niveau du clutter est estimé par la moyenne arithmétique des échantillons qui sont indépendant et identiquement distribués (iid). Ensuite, cette procédure a été modifiée par les techniques GO-CFAR (Greatest Of), SO-CFAR (Smallest of) et OS-CFAR (Order Statistic) afin de remédier le problème du nombre élevé de fausses alarmes causé par la non homogénéité de l'environnement. Ce dernier est dû par la présence du bord de clutter et/cibles secondaires (interférentes) dans la fenêtre de référence et

provoque ainsi une estimation erronée de la puissance du clutter. D'autres détecteurs sont aussi proposés tels que le CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detector) et le TM-CFAR (Trimmed Mean) pour une détection CFAR robuste contre l'effet de capture (présence des interférences).

Lorsque plusieurs détecteurs CFAR sont employés avec un centre de traitement de données, les auteurs dans [Barkat and Varshney, 1989] ont développé la théorie de la détection distribuée CA-CFAR où les décisions partielles sont transmises à partir de chaque détecteur CA-CFAR vers un centre de fusion de données. Au niveau du contrôleur central, la décision globale est prise à partir de " k " parmi " n " règles de fusion. Dans le cas de la détection distribuée ML-CFAR (Maximum Likelihood) dans un clutter de distribution Weibull, Gini *et al* [Gini *et al*, 1997] ont introduit la transformation logarithmique pour plusieurs radars fonctionnant dans un environnement de clutter homogène de distribution Gumbel. Chaque radar utilise l'algorithme ML-CFAR avec une intégration binaire de " N " impulsions (i.e., détecteur CFAR à double seuil). Dans le cas de détection distribuée OS-CFAR en présence des signaux aléatoires non stationnaires avec une faible bande étroite de distribution Gaussienne, Liu *et al* [Liu *et al*, 2002] ont proposé une nouvelle solution pour l'optimisation des paramètres du système basée sur l'algorithme génétique (GA). Ils ont démontré l'efficacité de l'utilisation de l'AG pour l'évaluation optimale des paramètres du système de détection décentralisée OS-CFAR par rapport à la solution proposée dans [Blum and Qiao, 1996].

Les algorithmes évolutionnaires sont des méta-heuristiques d'inspiration biologique basée sur la sélection naturelle Néo-Darwinienne. Ils génèrent une population de solutions candidates et tentent d'évaluer en appliquant des opérateurs d'évolution et la meilleure solution est celle qui a la valeur optimale d'une fonction objective. Ils sacrifient souvent la complétude pour gagner de l'efficacité. Parmi ces méta-heuristiques, nous pouvons citer l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) [Simon, 2011]. Ces algorithmes procèdent par l'exploration de plusieurs zones de l'espace de recherche et l'exploitation des zones prometteuses en intensifiant la recherche dans leurs voisinages. Le problème de ces algorithmes est de trouver un compromis entre l'intensification des recherches et la diversification [Salem, 2014].

Le présent travail de ce mémoire s'intéresse sur l'optimisation de la performance de détection CFAR décentralisée en présence du bruit blanc Gaussien. Ce système a une caractéristique non linéaire et nécessite des méthodes d'optimisation pour acquérir les valeurs optimales des paramètres de celui-ci. Après avoir donné les expressions générales des probabilités de fausse alarme et de détection des détecteurs décentralisés CA-CFAR et OS-CFAR, l'algorithme génétique (GA) et l'algorithme BBO sont employés en fonction des règles de fusion "AND" et "OR" pour la recherche des paramètres du système. Enfin, une série de simulations qui compare les performances des détecteurs CFAR cités ci-dessus est illustrée pour une cible fluctuante suivant le model de Swerling 1.

Le manuscrit est divisé en trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré à donner en premier temps un aperçu sur les systèmes radar et ses différentes composantes. Un certain nombre de distributions caractérisant les statistiques des échos radar (i.e., clutter atmosphérique mer ou sol) est ensuite présenté. Les modèles des cibles et les critères de décisions classiques font aussi l'objet de ce chapitre.

Le deuxième chapitre évoque principalement le fonctionnement des détecteurs CFAR les plus employés dans la détection radar où le développement de ses expressions des probabilités de fausse alarme et de détection est aussi donné.

Le troisième chapitre est dédié à l'application de deux techniques d'optimisation basées sur les algorithmes génétique et biogéographique pour la détection CA-CFAR et OS-CFAR distribuée en présence du bruit blanc Gaussien. Une série de simulations est illustrée en fonction des règles de fusion.

Enfin, une conclusion générale sur les résultats obtenus est exposée où des perspectives sont envisagées pour les futurs travaux.

Chapitre I

Généralités sur les radars

I. 1 Introduction

De nos jours, l'utilisation du radar est étendue à d'autres secteurs que le militaire uniquement. Ce dernier est indubitable dans la surveillance du territoire. Alors, nous retrouvons les radars de détection et de surveillance aérienne et maritime, brouilleurs, autodirecteurs de missiles, ...etc. En aéronautique, le radar garantit le contrôle du trafic aérien et offre un guidage sécurisé à l'approche d'un aéroport. Dans le secteur météorologique, les radars permettent de localiser les précipitations (pluie, neige, orages,.. etc.) et prévoir leur déplacement en mesurant leur intensité en temps réel. Aussi, le radar est utilisé dans la circulation et la sécurité routière (contrôle de la vitesse des automobiles) [[Chabbi. 2008](#)].

En général, le radar est un système électromagnétique conçu principalement pour détecter et localiser des objets d'intérêt ou cibles. Le nom radar provient de l'acronyme anglais (**R**adio **D**étection **A**nd **R**anging). Ce nom a été officiellement adopté par la marine nationale des Etats Unis d'Amérique en 1940. Cependant, les origines du radar sont bien antérieures à cette date. En réalité, c'est H. R. Hertz qui a ouvert la voie à l'invention du radar en 1886, en démontrant que les ondes électromagnétiques sont réfléchies par les surfaces métalliques. C'est en 1900 que Nikola Tesla exprima la possibilité de détecter la présence et de mesurer le mouvement d'objets lointains à l'aide d'ondes électromagnétiques. La première expérimentation concrète est faite par Christian Hülsmeyer qui a conçu en 1904 son télémobiloscope. Celui-ci est un émetteur récepteur radiofréquence, utilisé pour la détection à distance d'objets métalliques, qu'il avait testé sur des bateaux à Cologne puis à Rotterdam atteignant des portées de l'ordre de 3 kilomètres. La véritable éclosion de cette technique se situe, cependant, entre 1930 et 1940 où des recherches et des développements ont été menés simultanément dans de nombreux pays notamment les USA, la Grande Bretagne, l'Allemagne,

la France , la Russie , l'Italie, la Hollande et le Japon [Barkat, 2005].

Cet équipement de détection et de localisation s'est appelé successivement détection électromagnétique (France), Radio Location (Grande-Bretagne) et enfin **RADAR** (non du projet secret aux Etats-Unis, vulgarisé en 1945).

L'acronyme **RADAR** signifie: Radio pour électromagnétique. **D**étection **A**nd **R**anging pour localisation.

Radio : les radars fonctionnent à des fréquences comprises entre 3 MHz (ondes de surface ou par réflexion ionosphérique) et 100 GHz (courtes portées).

Détection: des seules cibles utiles, définies par les spécifications de besoin des utilisateurs, donc avec rejet des signaux parasites après identification. Des paramètres discriminants sont déterminés pour séparer signaux utiles et parasites.

And : simultanément.

Ranging: localisation des cibles en quatre dimensions, Site, Gisement, Distance, Vitesse radiale.

Le **RADAR** est donc un instrument d'alerte (détection) et de mesure (localisation). Dans cette deuxième fonction, deux caractéristiques sont essentielles:

- Précision, incertitude sur la valeur exacte de chaque paramètre de localisation.
- Pouvoir séparateur, ou résolution: possibilité de distinguer et de localiser séparément plusieurs cibles.

Détection et localisation doivent être obtenues dans un cadre espace-temps:

- Le volume surveillé (dans les quatre dimensions).
- La cadence à laquelle cette surveillance doit être renouvelée.

Au sens large du terme, une cible (Target en anglais) est l'objet qui interfère avec l'onde émise et réfléchit une partie de l'énergie vers le radar. On fait la distinction entre une cible/objet et le clutter; l'objet qu'on veut détecter et le clutter qui représente les objets non désirés (réflexion de la mer, de la terre, pluie, oiseaux, etc.) qui interceptent aussi l'énergie et la renvoient.

I. 2 Classification des systèmes radar

En fonction des informations qu'elles doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des

systèmes radars comme montré dans la Figure. I. 1.

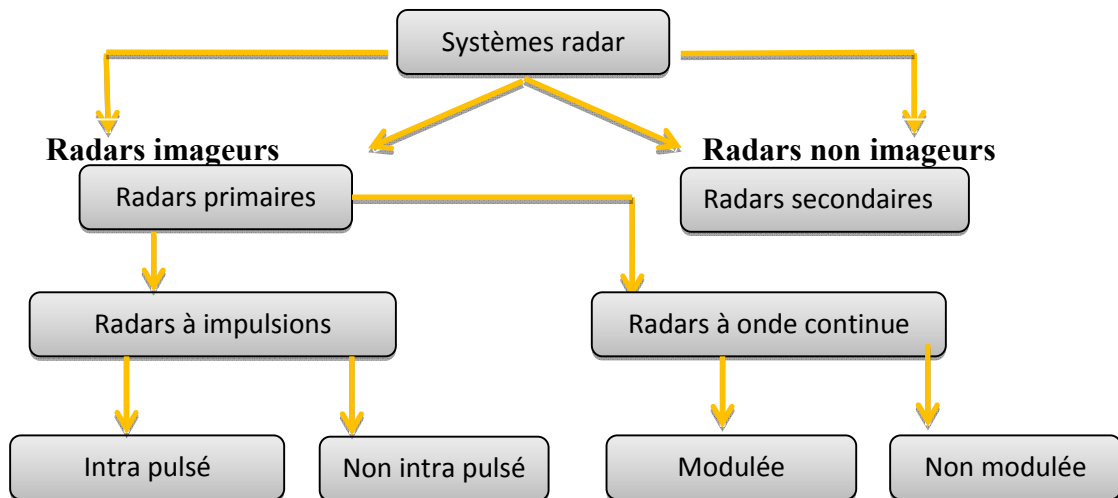


Figure. I. 1: Classification des systèmes radar [Chabbi, 2008].

I. 2. 1 Radars imageurs/Radars non imageurs

Un radar imageur permet de présenter une image de l'objet (ou de la zone) observé. Les radars imageurs sont utilisés pour cartographier la terre, les autres planètes, les astéroïdes, etc. Ils offrent aux systèmes militaires une capacité de classification des cibles. Des exemples typiques de radar non imageur sont les cinémomètres radars (sur le bord de la route etc.) et les radios altimètres. Ce type de radar est également appelé diffus-mètres puisqu'il mesure les propriétés de réflexion de la région ou de l'objet observé [Krattou, 2013].

I. 2. 2 Radars primaires

Un radar primaire (primary surveillance radar ou PSR) émet des impulsions hyperfréquences à l'aide d'une antenne, les impulsions sont partiellement réfléchies par l'objet volant et reviennent à l'antenne. Un récepteur mesure le temps entre l'émission et le retour des impulsions. Cette durée et la direction de l'impulsion permettent de calculer la position de l'objet volant. Il existe aujourd'hui des radars primaires avec déterminations de la position en deux dimensions (2D) (distance et azimuth) ou en trois dimensions (3D) (distance, azimuth, altitude). Les radars primaires permettent de détecter et de suivre dans l'espace aérien surveillé tous les objets qui réfléchissent suffisamment les ondes radars (y compris les phénomènes météorologiques, les vols d'oiseaux, les échos du sol, etc.

I. 2. 3 Radar à impulsions

Le principe de base d'un radar à impulsions consiste à envoyer des paquets d'impulsions très brèves et puissantes dans le temps, figure. I. 2, transformées en un faisceau tel que, lorsque l'antenne tourne, les ondes peuvent être dirigées dans une direction choisie à l'avance. Les ondes radioélectriques sont donc émises dans l'espace par des impulsions répétitives à des intervalles réguliers appelés périodes de répétition des impulsions TR (Pulse Répétition Intervalle, PRI). La PRI du radar est un paramètre important dans le calcul de la distance maximale de détection (D_{\max}) car les échos qui reviennent au radar après un temps supérieur à la PRI apparaissent sur le scope à des positions erronées (distances fausses). Ils sont alors appelés échos du 2^{ème} balayage (ou du n^{ème} balayage). Les échos revenant au radar au-delà de la PRI se traduisent par une 'ambiguïté-distance' (erreur de visualisation) alors que ceux qui reviennent dans un délai inférieur à la PRI sont affichés à la distance correcte (non ambiguë). Afin d'éviter l'effet dit du deuxième retour d'écho (n^{ème} retour d'écho), le récepteur partageant la même antenne avec l'émetteur (radar à impulsions mono statique), doit être non seulement inhibé pendant toute la durée τ de chaque impulsion radiofréquence émise mais aussi, il faudrait que celle-ci ait une puissance et une fréquence de répétition des impulsions FR (Pulse Répétition Fréquence, PRF) de manière à minimiser tout risque afférent à une anomalie de propagation. Cette dernière peut provenir de l'emplacement du radar et/ou de conditions météorologiques particulières. A chaque fois qu'un objet se situant dans l'espace de balayage (faisceau principal) du radar et percuté par l'onde RF, une partie de l'énergie [Mezache, 2007].

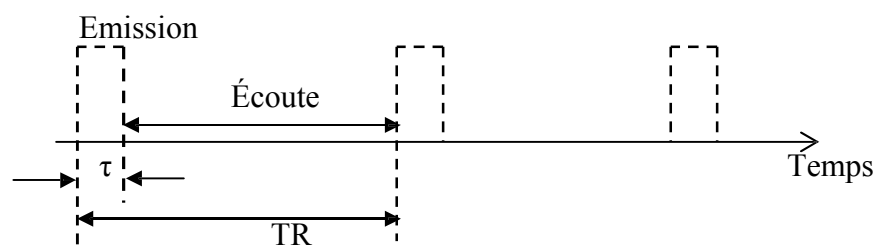


Figure. I. 2: Cycles émission/écoute d'un système radar à impulsion.

Électromagnétique est réfléchi puis analysé par le récepteur devenant opérationnel pendant l'intervalle séparant deux impulsions successives appelé temps d'écoute ($TR - \tau$). C'est particulièrement de cette proportion d'énergie que dépend la qualité du signal reçu. Une cible

est dite parfaitement localisée si sa distance (range) et sa direction (azimut et élévation) sont connues. Les radars à impulsions subissent malheureusement des limitations tels que : ils n'ont pas accès directement à la vitesse instantanée de la cible et ils ont des difficultés pour mesurer des faibles distances et nécessitent des puissances crête importantes [Chabbi, 2008].

I. 2. 4 Radars à onde continue

Un radar à onde continue (CW) ou à ondes entretenues est un type de radar caractérisé par l'émission d'ondes en continu, modulées en fréquence ou non.

Les radars à ondes entretenues émettent sans interruption un signal hyperfréquence. L'écho est donc reçu et traité continuellement. Pour empêcher l'énergie émise d'entrer directement dans le récepteur et de contaminer celle revenant de la cible, ce type de radar émet et reçoit :

- soit avec deux antennes différentes (radar bi statique).
- soit mesure l'écart de fréquence entre les deux signaux en utilisant la même antenne.

Les radars à onde continue sont de deux types :

❖ Radars à onde continue non modulée :

Le signal émis par ces équipements est constant en amplitude et en fréquence. Spécialisés dans la mesure des vitesses, les radars à onde continue non modulé ne permettent pas de mesurer les distances. Ils sont employés par exemple par la gendarmerie pour les contrôles de vitesse sur les routes (cinémomètres radars).

❖ Radars à onde continue Modulée :

L'inconvénient des radars CW est leur incapacité à mesurer des distances, puisqu'ils ne produisent pas les impulsions servant de "tops d'horloge". La variation de la fréquence émise apporte une solution à ce problème. Dans cette méthode, la variation permanente du signal émis autour d'une fréquence fixe de référence est utilisée pour détecter des cibles fixes. Lorsqu'un écho est reçu par le radar, la fréquence du signal réfléchi par la cible peut être mesurée. En se référant à l'instant où la même valeur de fréquence a été émise, il devient possible de mesurer le temps entre l'émission et la réception de cette fréquence, donc la distance radar-cible, comme pour un radar à impulsions. Comme il est généralement difficile d'émettre "proprement" des fréquences aléatoires, les radars à onde continue modulée en fréquence (FMCW) font varier progressivement la fréquence de leur signal au rythme de

rampes ascendantes et descendantes.

Ce type d'équipement est souvent utilisé comme "radio-altimètre". Le radio-altimètre est utilisé pour mesurer la hauteur exacte d'un avion durant la phase d'atterrissage.

I. 2. 5 Radars secondaires

Le radar secondaire fonctionne selon un principe différent : la cible qu'il éclaire génère (de façon active) les signaux de réponse. Le radar secondaire transmet des impulsions hyperfréquences (appelées interrogations). Celles-ci n'ont pas pour but d'être réfléchies, la cible étant équipée d'un transpondeur qui la reçoit et la traite. Ensuite, le transpondeur met en forme et émet un message de réponse qui peut être reçu et décodé par notre radar secondaire. Dans le cas des radars secondaires, la coopération nécessaire de la cible (utilisation d'un transpondeur) permet une très forte réduction de la puissance émise (par rapport à un radar primaire offrant une portée de détection identique).

I. 3 Principe de fonctionnement du radar

Le principe de fonctionnement d'un radar consiste à scruter l'espace en y propageant des ondes électromagnétiques. Lorsque ces ondes rencontrent une cible, celle-ci rétrodiffuse une partie de l'énergie du signal émis par le radar dans tout l'espace, générant un signal écho vers l'antenne de réception du radar. Ce signal écho est alors traité et analysé pour décider de la présence, la position et la vitesse de la cible [Chabbi, 2008].

Le signal émis par l'antenne d'émission dans une direction bien déterminée est réfléchi par des objets situés dans sa direction. Ces objets peuvent être utiles ou non pour l'utilisateur. Dans le cas où ces objets sont utiles, nous les appelons des cibles d'intérêts. Dans l'autre cas, nous les appelons des interférences. En général, le principe de fonctionnement d'un radar est illustré dans la Figure. I. 3.

I. 4 Domaines de recherche dans le radar

Dans les sections précédentes, nous avons mis en évidence la relation très étroite entre la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres du modèle statistique du clutter et la détection des cibles en présence de clutter.

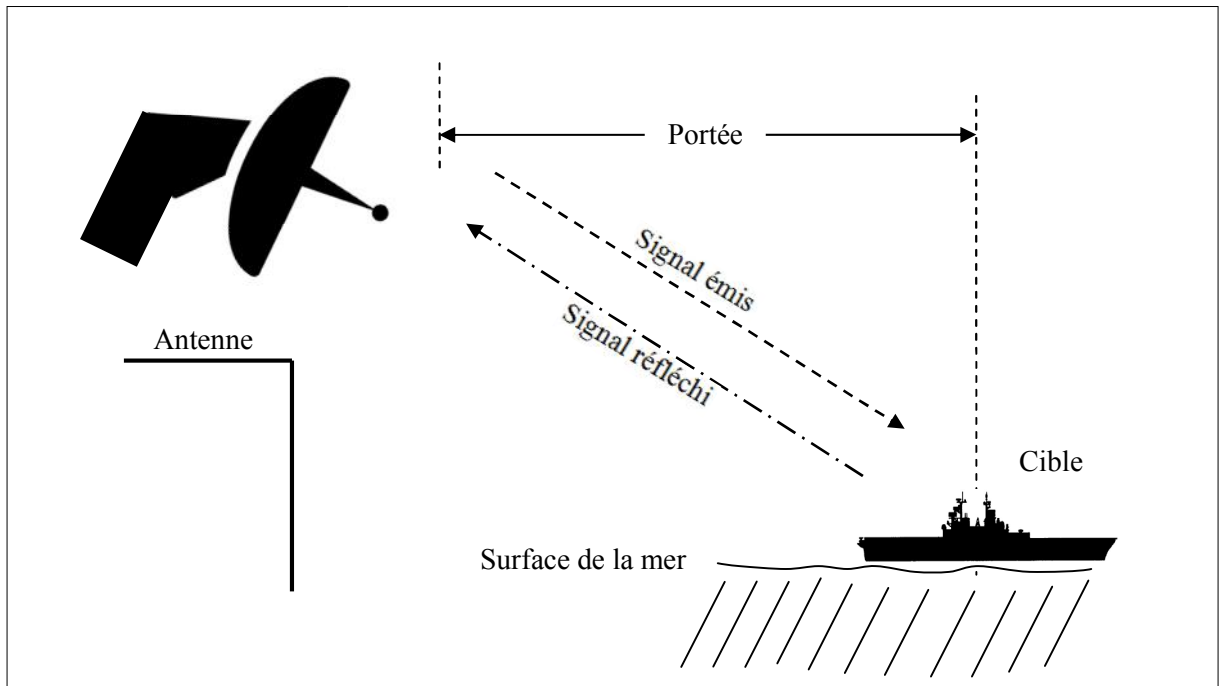


Figure. I. 3: Principe de base d'un système radar [Sahed, 2015].

I. 4. 1 Modélisation

Le premier problème considéré dans le système radar dans des milieux marins non Gaussiens est la modélisation statistique du clutter de mer : l'ensemble des échos perturbateurs qui limitent le volume de détection du radar de haute résolution. «Le but est alors de proposer de nouveaux modèles statistiques composés du clutter de mer en agissant sur un choix optimal de la loi de probabilité de la composante texture considérée comme étant un processus non-Gaussien». Les performances des modèles du clutter sont évaluées à l'aide des données réelles IPIX par exemple (Intelligent PIXel X band radar) du clutter de mer. En pratique, les queues de ces modèles sont approximés pour modéliser précisément le clutter de mer [Sahed, 2015]. Le choix de la technique de l'estimation influe fortement sur les performances de modélisation.

I. 4. 2 Estimation

Dans la plupart des systèmes à seuil variable (détection CFAR), le seuil est calculé en estimant le niveau du bruit de fond autour de la cellule testée ("Cell Under Test" - CUT). Pour cela, on prend une série de cellules autour de celle sous test et on calcule le niveau de puissance moyen. Pour éviter que les résultats soient faussés par la puissance reçue dans la CUT, on élimine du calcul les cellules immédiatement adjacentes. On sait que le clutter est la

principale source d'erreurs de détection. De plus, il a été montré que la théorie statistique de la détection radar s'appuie sur une modélisation statistique du clutter pour développer les tests de détection dont on a besoin. Ces tests sont souvent liés aux paramètres du modèle de clutter adopté. Dans des scénarios réalistes, les vraies valeurs de ces paramètres ne sont jamais connues au préalable, cependant elles doivent être remplacées par leurs estimateurs. Ces estimateurs doivent être donc calculés de manière optimale, ou tout du moins s'approchés de leurs valeurs théoriques, pour pouvoir aider ensuite à l'optimisation des performances de détection des cibles. En pratique, lorsque ces estimateurs sont inexacts, les détecteurs basés sur ces tests peuvent subir de grandes difficultés pour pouvoir isoler le signal de la cible utile. Pour pallier ce problème, on recourt à l'usage des estimateurs plus efficaces pour lesquels les tests issus des différentes stratégies de détection sont robustes. Il est alors clair que l'estimation des paramètres d'un modèle statistique du clutter doit faire l'objet de toutes les attentions afin d'améliorer les performances des radars. En particulier, l'estimation des paramètres caractérisant un modèle statistique du clutter de mer est l'une des questions théoriques les plus importantes en télédétection et surveillance maritime [Sahed, 2015].

I. 4. 3 Détection

Le principe du radar consiste à émettre une onde électromagnétique dans une direction donnée et à détecter en retour l'onde réfléchiée par un obstacle à l'intérieur de son volume de couverture. Le but principal du radar est bien, de révéler la présence des objets (cibles) qui ne peuvent pas être observés visuellement, en plus d'informations additionnelles comprenant; la distance par une mesure exacte du temps écoulé entre la transmission et la réception du signal en retour et la direction par l'utilisation de modes d'antennes directives. Dans les premières séries de radars, deux antennes étaient utilisées pour comparer l'intensité de l'énergie réfléchiée avec celle émise et ainsi déterminé la direction de l'écho. La classification de cibles, également être effectuée, par l'analyse des échos et leurs variations dans le temps. Un système radar est composé généralement d'un ensemble de sous-systèmes, représentant ainsi ses constituants majeurs, dans le but de contrôler ses capacités opérationnelles. Les principaux sous-systèmes radars sont, l'antenne, l'émetteur, le récepteur et le traitement de signal [Krattou, 2013].

Le récepteur prépare les échos radar pour le traitement du signal par amplification et conversion de fréquence, l'extraction des informations de cible est effectuée par le bloc de traitement du signal. Ce dernier peut être intégré avec le récepteur, mais il est usuellement

considéré comme un sous-système séparé et spécialement lorsqu'il est implanté d'une façon numérique.

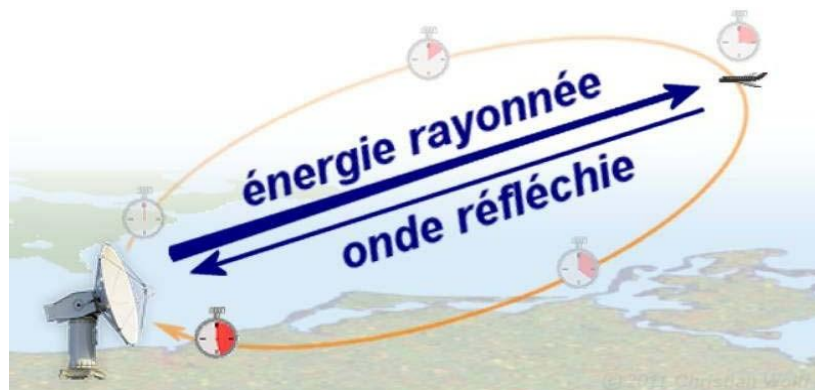


Figure. I. 4: Principe de la détection radar [Krattou, 2013].

Comme ça, la détection est l'opération qui consiste à prendre une décision sur l'existence ou pas de cibles dans l'espace de recherche. Le principe de base de la détection d'une cible est basé sur l'utilisation d'un seuil de comparaison qui sert à extraire des informations du signal reçu et distingue une fluctuation due au bruit à celle à un signal utile.

- Si le signal utile plus bruit dépasse le seuil, la cible est détectée.
- Si le bruit dépasse le seuil en présence du signal écho, on dit que c'est une fausse alarme. La probabilité de fausse alarme est inversement proportionnelle au seuil de détection.

Donc si le seuil est trop élevé, les cibles peuvent ne pas être détectées, et s'il est trop bas la probabilité de fausse alarme augmente comme il est indiqué sur la Figure. I. 5. Pour cela la détection à tau de fausse alarme constant (CFAR) a été considérée pour remédier cette situation.

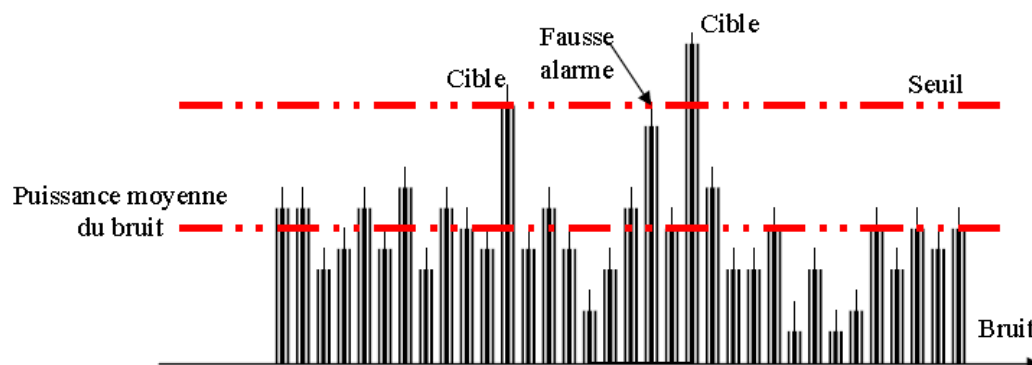


Figure. I. 5: Détection d'une cible [Chabbi, 2008].

I. 4. 4 Poursuite de la cible

a- Mesure de la hauteur

La hauteur d'une cible par rapport à la surface du globe terrestre s'appelle 'Altitude'. Elle peut être calculée en multipliant la distance oblique D de la cible par le sinus de son angle d'élévation.

b- Mesure de la vitesse

Il existe différentes méthodes pour mesurer la vitesse de déplacement d'une cible. La plus ancienne consiste à noter sa position à un instant, à l'aide d'un crayon gras, sur l'affichage radar. À un autre instant, on refait la même chose et la différence des deux positions divisée par le temps écoulé entre les deux instants qui donne la vitesse de déplacement.

c- Calcul de la distance

La mesure de la distance à un objet est faite d'une façon à émettre une courte impulsion de signal radio, et de mesurer le temps d'aller-retour de l'onde émise. La distance est la moitié du temps de retour de l'onde (car le signal doit aller à la cible puis revenir) multipliée par la vitesse du signal (qui est proche de la vitesse de la lumière dans le vide si le milieu traversé est l'atmosphère).

$$D = \frac{C \cdot \Delta T}{2} \quad (\text{I.1})$$

D: la distance antenne-cible [m].

C: la vitesse de lumière ($C=3 \times 10^8$ m/s).

ΔT : Temps correspondant à un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible.

Le signal reçu aura la même forme que le signal émis mais il sera très faible et toujours accompagné d'un bruit de fond provenant :

- soit du bruit atmosphérique, qu'on ne peut réduire à zéro.
- soit du bruit propre du récepteur, qu'on ne peut réduire à zéro.
- soit même d'un brouillage du par exemple a un ennemi non coopérant (ou à un ami maladroit).

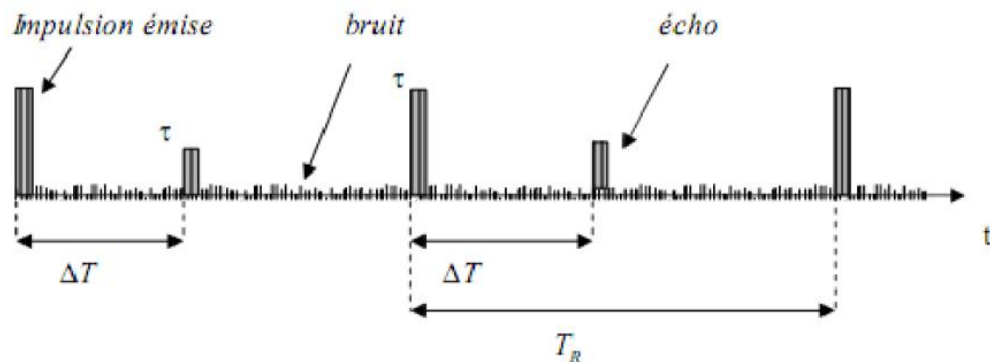


Figure. I. 6: Génération de l'écho.

T_R : Période de répétition des impulsions.

τ : Durée de l'impulsion.

ΔT : Temps correspondant à un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible.

d- Calcul de la direction

La façon qui permet de connaître la direction d'une cible est basée sur un calcul d'angle entre la direction du nord et celle de la cible (azimut). La directivité (gain directif) est la capacité de l'antenne à concentrer l'énergie rayonnée dans une direction particulière. Une antenne à forte directivité est appelée "antenne directive". En déterminant la direction dans laquelle est pointée l'antenne à l'instant où elle reçoit un écho, on peut déterminer non seulement l'azimut mais aussi le site de la cible (donc son altitude). La précision de la mesure de ces angles dépend de la directivité de l'antenne. Pour une fréquence émise donnée (ou une longueur d'onde définie), la directivité d'une l'antenne est fonction de ses dimensions propres. Les radars émettent normalement de très hautes fréquences pour les raisons suivantes:

- Propagation quasi rectiligne de ces ondes.
- Haute résolution (plus la longueur d'onde est courte, plus le radar est capable de détecter un petit objet).
- Encombrement réduit de l'antenne (plus on augmente la fréquence du signal rayonné, plus la directivité est grande pour une antenne de taille donnée).

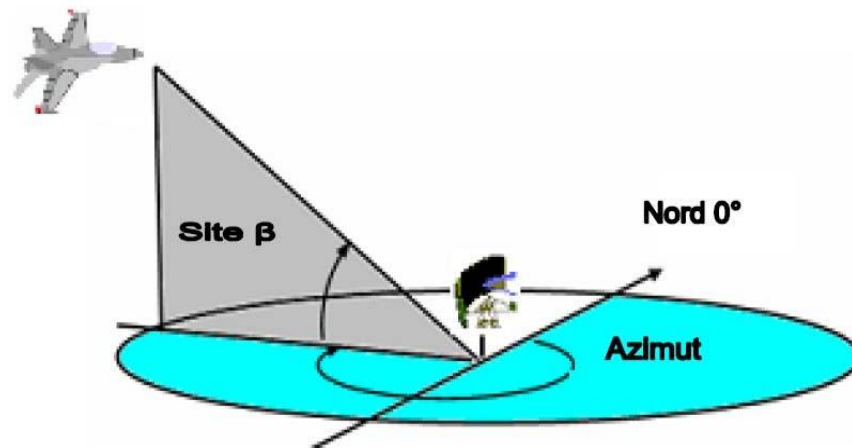


Figure. I. 7: Calcul de la direction [Krattou, 2013].

L'azimut d'une cible détectée par un radar est l'angle entre la direction du nord et celle de la ligne directe antenne cible comme il est indiqué sur la Figure. I. 7. Cet angle se mesure dans le plan horizontal, dans le sens des aiguilles d'une montre, et à partir du nord.

I. 5 Distributions statistiques des échos radar

La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à $0.5 \mu\text{s}$. Si de plus la détection se fait à des angles d'incidence supérieurs à 5 degrés, le clutter de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar de haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à $5 \mu\text{s}$). Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée ou lourde que celle de la Gaussienne. De ce fait, pour détecter des cibles dans ce type de clutter, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes [Goldstein, 1973]. Dans la littérature radar, les modèles statistiques pouvant se substituer à l'absence d'un clutter Gaussien sont les distributions Weibull [Ravid and Levanon, 1992], log-normal, K [Jakubiak. A (1983)], Pareto [Weinberg, 2018], etc. Pour se faire, les sections suivantes résument des distributions non Gaussiennes du clutter de mer ou du sol.

I. 5. 1 Modèle composée généralisé (GC)

Dans le but de bien caractériser le clutter de mer de haute résolution et de regrouper un ensemble de plusieurs modèles statistiques telles que les distributions Rayleigh, Weibull, Log-normal, K , K généralisée (GK), gamma généralisée ($G\Gamma$), gamma, etc. le modèle GC a

été proposé et validé utilisant différentes bases de données radar de haute résolution [Anastassopoulos et al, 1999]. Dans ce cas, la composante speckle ($p(x|y)$) et la composante texture ($p(y)$) suivent les lois de $G\Gamma$ suivantes :

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \\ p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(\nu_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2\nu_2-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \end{cases} \quad (\text{I.2})$$

Où a est le paramètre d'échelle, $\nu_{1,2}$ sont les paramètres de forme et $b_{1,2}$ sont les paramètres de puissance. Dans l'absence du bruit thermique, la pdf totale de X est obtenue à partir de (I.2) comme

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \frac{b_1 b_2}{\Gamma(\nu_1)\Gamma(\nu_2)} \frac{x^{b_1\nu_1-1}}{a^{b_2\nu_2}} \int_0^{\infty} y^{b_2\nu_2-b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy \end{aligned} \quad (\text{I.3})$$

L'expression des moments pour ce modèle est donnée par

$$\begin{aligned} \langle x^k \rangle &= \int_0^{+\infty} x^k p(x) dx \\ &= a^k \frac{\Gamma(k/b_1 + \nu_1)\Gamma(k/b_2 + \nu_2)}{\Gamma(\nu_1)\Gamma(\nu_2)} \end{aligned} \quad (\text{I.4})$$

Si le bruit thermique n'est pas ignoré, la pdf de la composante speckle a un 3^{ème} paramètre $2\sigma^2$ qui représente la puissance inconnue du bruit.

$$p(x|y) = \frac{b_1}{\sqrt{y^2 + 2\sigma^2}\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{\sqrt{y^2 + 2\sigma^2}}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{\sqrt{y^2 + 2\sigma^2}}\right)^{b_1}\right) \quad (\text{I.5})$$

A partir des valeurs particulières des paramètres de l'équation (I.3), on peut inspirer plusieurs modèles du clutter comme montré par la Table. I. 1 [Anastassopoulos et al, 1999].

Table. I. 1: Distributions du clutter de mer à partir du modèle GC sans bruit.

Modèle	Paramètres	Speckle	Texture
GC	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a	gamma généralisée	gamma généralisée
GK (K généralisée)	$\nu_1, \nu_2, b_1 = b_2 = b$ et a	gamma généralisée	gamma généralisée
K	$\nu_1 = 1, \nu_2 = \nu, b_1 = b_2 = b = 2$ et a	Rayleigh	gamma
WG (Weibull speckle, gamma mean)	$\nu_1 = 1, \nu_2 = \nu, b_1 = b, b_2 = 2$ et a	Weibull	gamma
Weibull	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b$ et a	Weibull	Gamma généralisée
Rayleigh	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 2$ et a	Rayleigh	-
Exponentielle	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 1$ et a	Exponentielle	-
HG (Hypergeometric gamma)	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a où b_1 et b_2 sont des entiers	gamma généralisée	gamma généralisée

La distribution log-normal est obtenue à partir du modèle log gamma généralisé par , $\nu \rightarrow \infty$.

$$p(x) = \frac{b}{a\Gamma(\nu)} \left(\frac{x}{a}\right)^{b\nu-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{a}\right)^b\right) \quad (\text{I.6})$$

I. 5. 2 Modèle Gaussien composé (CG) sans bruit

Le phénomène du clutter de mer est fortement lié par un certain nombre de paramètres tels que l'agitation de la mer, l'angle de dépression, la fréquence de propagation et la polarisation de l'antenne radar. Au moyen des études pratiques, il a été montré que ces conditions de fonctionnement ont une relation directe avec la fluctuation aléatoire de la puissance du clutter. Pour cette raison, il y a deux lois pour caractériser le clutter de mer; le modèle de la puissance du clutter et le modèle de l'écho radar en question. La Table. I. 2 résume quatre distributions Gaussiennes composées les plus adaptées aux données réelles du radar de haute résolution.

Table. I. 2: Distributions du clutter de mer à partir du modèle Gaussien composé.

Modèle	Speckle/Texture	pdf et le moment d'ordre k
K [Jakubiak, 1983]	Rayleigh/gamma $p_x(x y) = \frac{2x}{y^2} \exp\left(-\frac{x^2}{y^2}\right)$ $p_y(y) = \frac{b}{a\Gamma(\nu)} \left(\frac{y}{a}\right)^{2\nu-1} \exp\left(-\frac{y^2}{a^2}\right)$	$p_x(x) = \frac{4}{a\Gamma(\nu)} \left(\frac{x}{a}\right)^\nu K_{\nu-1}\left(-2\frac{x}{a}\right)$ $\langle x^k \rangle = a^k \frac{\Gamma(k/2+1)\Gamma(k/2+\nu)}{\Gamma(\nu)}$
Pareto type 2 [Balleri et al 2007]	Exponentielle/gamma inverse $p(x y) = \frac{1}{y} \exp(-x/y)$ $p(y) = \frac{b^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-b/y)$	$p(x) = \frac{\alpha b^\alpha}{(x+b)^{\alpha+1}}$ $\langle x^k \rangle = \frac{b^k \Gamma(k+1) \Gamma(\alpha-k)}{\Gamma(\alpha)}$
CGIG [Mezache and Sahed, 2018]	Exponentielle/Gaussienne inverse $p(x y) = \frac{1}{y} \exp(-x/y)$ $p(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi} y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right)$	$p(x) = \left(\frac{\sqrt{\lambda}}{(\lambda+2x)^{3/2}} + \frac{\lambda}{\mu(\lambda+2x)} \right) \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2x}{\lambda}} \right) \right)$ $\langle x^k \rangle = \Gamma(1+k) \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^k e^{\lambda/\mu} K_{k-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)$
CG-LNT [Carretero et al, 2010]	Rayleigh/log-normal $p(x y) = \frac{2x}{y} \exp(-x^2/y)$ $p(y) = \frac{1}{y\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(y/\delta))^2}{2\sigma^2}\right)$	$p(x) = \frac{x}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_0^{+\infty} \frac{2}{y^2} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{x^2}{y}\right) dy$ $\langle x^n \rangle = \delta^{n/2} \Gamma(1+n/2) \exp\left(\frac{1}{2}\left(\frac{n\sigma}{2}\right)^2\right)$

I. 5. 3 Modèle de Pareto généralisé (GP) sans bruit

A partir du modèle Pareto généralisé [Kotz and Nadarajah, 2000], il est aussi possible de stimuler des distributions du clutter de mer avec une queue lourde (heavy-tailed distribution). La Table. I. 3 donne quatre cas particuliers de la distribution GP. En fonction de l'environnement et les paramètres du radar, la Table. I. 4 éclaire l'utilisation des modèles statistiques.

Table. I. 3: Distributions du clutter de mer à partir du modèle Pareto généralisée.

Modèle	Paramètres	Pdf, $p(x)$
Pareto généralisé	k, σ et θ	$\left(\frac{1}{\sigma}\right) \left(1 + k \frac{x-\theta}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{k}}, x > \theta$
Pareto type 2	$k = 1/\alpha, \sigma = k\beta$ et $\theta = 0$	$\frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}}, x > 0$
Pareto type 1	$k > 0$ et $\theta = \sigma/k$	$\frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, x \geq \beta$
Exponentielle décalée	$k = 0, \sigma$ et θ	$\frac{1}{\sigma} e^{-\frac{(x-\theta)}{\sigma}}, x > \theta$
Exponentielle	$k = 0, \sigma$ et $\theta = 0$	$\frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x}{\sigma}}, x > 0$

Table. I. 4: Exemples d'environnements Gaussiens et non-Gaussiens [Mezache, 2007].

Type de Radar	Largeur d'impulsion τ (μ s)	Terre ou mer	Bande de fréquence	Angle d'incidence (degrés)	Modélisation du clutter
Basse resolution	2	Montagnes Rocheuses	S	≥ 5 < 5	Gaussienne et Weibull
Basse resolution	3	Collines Boisées	L	0.5°	Log-normal et Weibull
Haute resolution	0.17	Forêt	X	0.7°	Log-normal et Weibull
Haute resolution	0.17	Terre cultivée	X	$0.7^\circ-0.5^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute resolution	0.2	Mer : Etat 1	X	4.7°	Log-normal Weibull et K
Haute resolution	0.1	Mer : Etat 2	Kv (12-18GHz)	$1.0^\circ-30.0^\circ$	Log-normal Weibull et K

I. 6 Distributions des cibles

Une cible se comporte comme une antenne de forme complexe. Elle intercepte une part de l'énergie dans laquelle elle baigne en absorbe une certaine quantité et réfléchit le reste dans toutes les directions (de façon omnidirectionnelles). La cible doit se situer au-dessus de l'horizon radar et doit pouvoir renvoyer un écho suffisamment puissant. La puissance d'un écho renvoyé par une cible dépend grandement de la largeur de celle-ci et de sa hauteur au-dessus de l'horizon radar. Ces facteurs ne sont cependant pas suffisants. En effet, une petite cible très réfléchissante peut fort bien renvoyer un écho

supérieur à celui d'une cible plus importante mais dont le pouvoir de réflexion est faible. Dans la théorie de la décision statistique, une cible peut être caractérisée par un signal écho dont l'amplitude ou le **SER** est inconnu et non fluctuant, aléatoire et suivant une loi Rayleigh ou alors aléatoire [Barkat, 2005].

I. 6. 1 Modèles de fluctuations

Le terme fluctuation, dans les systèmes radar, appliqué aux échos radar décrit les changements de la surface équivalente radar (SER) des cibles complexes et les effets d'irrégularités dans l'indice réfractif atmosphérique (fluctuations de l'angle d'arrivée). En premier lieu, ces variations apparaissent en des changements de l'aspect de la cible vis-à-vis du radar et ils en résultent des variations dans les échos radar additionné à ceux causés par les conditions météorologiques, l'instabilité des équipements et autres. Pour représenter clairement ces fluctuations, les propriétés de la fonction densité de probabilité et de la corrélation en fonction du temps doivent être connues pour une cible et une trajectoire particulière. Dans le cas idéal, ces caractéristiques doivent être mesurées pour une cible, mais ceci est souvent impraticable. Il existe deux façons d'obtenir des informations sur les propriétés statistiques des fluctuations de la **SER**; la première est d'obtenir les données expérimentales du comportement des cibles dans différentes situations dynamiques et la seconde est d'introduire quelques modèles analytiques théoriques qui peuvent décrire ce comportement d'une manière satisfaisante. Deux types de fluctuations sont considérés: Cible lentement fluctuante ou fluctuante d'un balayage à un autre (scan-to-scan target) et cible rapidement fluctuante ou fluctuante d'une impulsion à une autre (pulse-to-pulse target) [Swerling, 1954].

- **Cible lentement fluctuante** : L'écho de cible ne change pas pendant l'émission des impulsions. Par conséquent, les échantillons reçus sont les mêmes pour toutes les impulsions; il s'agit d'une seule réalisation d'une même variable aléatoire.
- **Cible rapidement fluctuante** : L'écho change de valeur d'une impulsion à l'autre. Donc les échantillons reçus sont des réalisations différentes de la même variable aléatoire.

I. 6. 2 Modèles de Swerling

Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [Swerling, 1954]. Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de

la cible découlent de la formule générale suivante :

$$W_k(S, \bar{S}) = \frac{1}{(k-1)!} \frac{k}{\bar{S}} \left(\frac{kS}{\bar{S}} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{\bar{S}}\right), \quad S \geq 0 \quad (\text{I.7})$$

où S est la surface équivalente du radar, et \bar{S} est la surface équivalente moyenne du radar. S est égale au rapport signal sur bruit SNR (Signal to Noise Ratio). Si A est la puissance du signal et σ la puissance du bruit, nous obtenons:

$$S = \frac{A^2}{2\sigma^2} \quad (\text{I.8})$$

Le paramètre k est donné par :

$$k = \frac{\bar{S}^2}{VAR(S)} \quad (\text{I.9})$$

où VAR désigne l'opérateur variance. Le modèle de Swerling détermine la nature des fluctuations de la cible. En réalité, il y a deux types de cibles. Une cible rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et une cible lentement fluctuante (scan-to-scan). Il en découle quatre cas possibles:

- $k=1$, Swerling I, scan-to-scan (cible lentement fluctuante).
- $k=1$, Swerling II, pulse-to-pulse (cible rapidement fluctuante).
- $k=2$, Swerling III, scan-to-scan (cible lentement fluctuante).
- $k=2$, Swerling IV, pulse-to-pulse (cible rapidement fluctuante).

I. 7 Critère de décision

I. 7. 1 Théorie de la détection

Une fois l'écho radar est réceptionné, le radar est face à une prise de décision importante de la présence ou l'absence de cibles. Pour cela, nous présentons dans cette section les différents critères de décision qui existent dans la littérature.

La détection est définie comme étant l'opération qui consiste à prendre une décision quant à la présence ou l'absence des cibles. Après la réception du signal écho (cible+clutter), parvient la tâche du traitement de ce signal où le calcul du seuil de détection est effectué suivant les variations de la puissance du clutter. Une fois le seuil de détection obtenu, le signal reçu $s(t)$ est comparé avec ce seuil de détection. Si le signal reçu (signal de la cible plus

clutter) dépasse ce seuil, la présence de la cible est déclarée. Si ce signal ne dépasse pas le seuil, nous déclarons une absence de la cible. Ce principe de fonctionnement est représenté dans la Figure. I. 8 [Barkat, 2005].

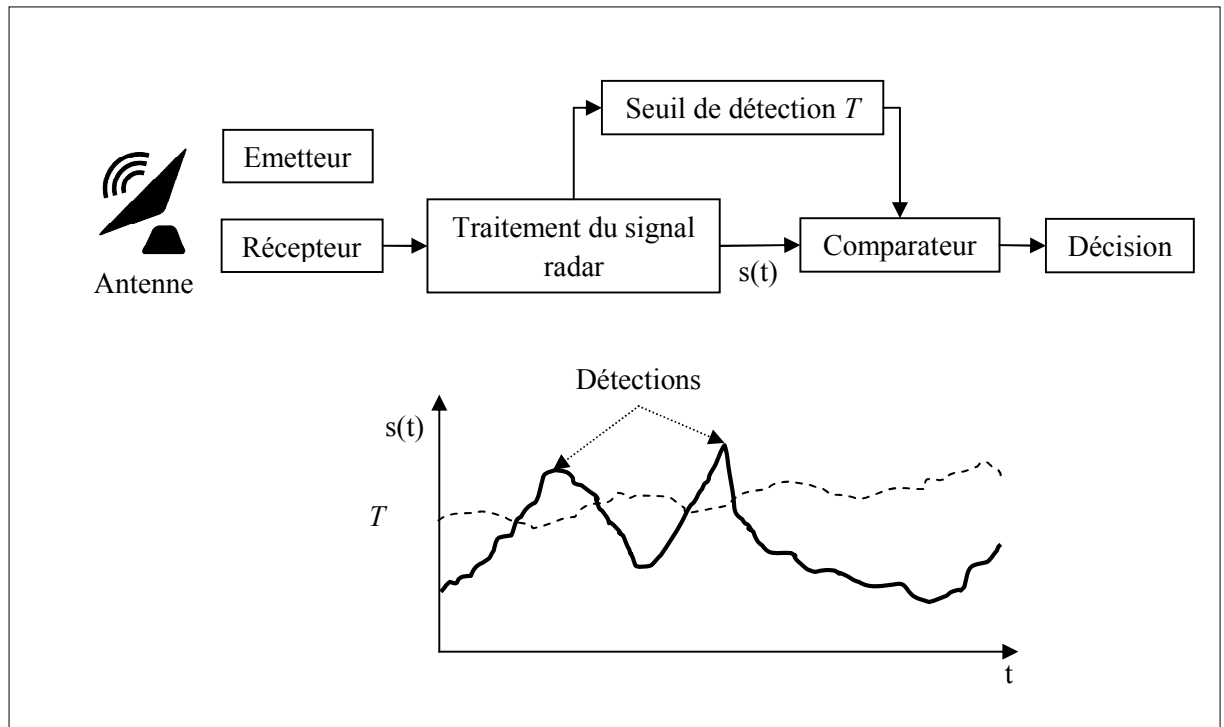


Figure. I. 8: Fonctions de bases d'un système de détection radar.

A cause de la fluctuation de la cible et de la nature aléatoire du clutter, le problème de la détection est étudié comme étant un processus aléatoire. Les performances du radar sont données par les quatre décisions possibles :

- (i) Cible présente lorsque la cible est réellement présente.
- (ii) Cible absente lorsque la cible est réellement présente.
- (iii) Cible présente lorsque la cible est réellement absente.
- (iv) Cible absente lorsque la cible est réellement absente.

Le premier événement est appelé détection, la probabilité associée à ce dernier est appelée la probabilité de détection P_D . L'événement (ii) est réalisé lorsque (i) n'est pas réalisé et donc sa probabilité est $1 - P_D$, elle est appelée la probabilité de non détection P_M (Probability of Miss). L'événement (iii) est appelé une fausse alarme, sa probabilité est la probabilité de fausse alarme P_{FA} . La probabilité de l'événement (iv) est $1 - P_{FA}$. Donc il y a

deux types de probabilités qui sont utilisés pour l'analyse des performances du radar. Dans la Figure. I. 9, la valeur du seuil de détection T dépend directement de la nature statistique du clutter et de la probabilité de fausse alarme P_{FA} désirée.

Plusieurs conceptions de systèmes radars supposent que la fonction de densité de probabilité (PDF) du clutter est connue et la P_{FA} est fixée à des valeurs faibles. En se basant sur ces deux hypothèses, nous pouvons calculer la valeur du seuil de détection T .

La situation décrite précédemment peut être représentée par une source à deux sorties possibles appelées hypothèses. L'hypothèse nulle H_0 représente 'cible absente' et l'hypothèse alternative H_1 représente 'cible présente'. Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations représentées par des variables aléatoires. En se basant sur ces observations, le récepteur prend l'une des quatre décisions (i, ii, iii ou iv). Supposant que le récepteur prenne une décision basée sur une seule observation du signal reçu q . L'ensemble des valeurs que prendre q est appelé l'espace d'observation Z . Comme cela est indiqué dans la Figure. I. 9, l'espace d'observation est partitionné en deux régions Z_0 et Z_1 de telle façon que si q est dans Z_0 , le récepteur décide en faveur de H_0 , sinon, si q est dans Z_1 , le récepteur décide en faveur de H_1 . Les fonctions densités de probabilités de q correspondant à chaque hypothèse sont $p_{Q/H_0}(q/H_0)$ et $p_{Q/H_1}(q/H_1)$. Dans la suite, on va présenter quelques critères de décision utiles dans la détection radar.

I. 7. 2 Test de Bayes

Dans ce que suit, nous considérerons le problème de test des hypothèses binaires [Barkat, 2005]. Pour formuler le critère de Bayes, nous utilisons deux hypothèses. Dans la Première, nous supposons que les probabilités de sorties de la source soient connues. Elles sont appelées les probabilités *a priori* $p(H_0) = p_0$ et $p(H_1) = p_1$.

La deuxième hypothèse consiste à attribuer un coût à chaque décision possible. Si nous notons par D_i ; $i = 0, 1$ les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 alors C_{ij} ; $i, j = 0, 1$ correspond au coût qui est associé à la décision D_i sachant que l'hypothèse H_j est vraie (décider D_i / H_j est vraie).

Le but du critère de Bayes est de déterminer les régions de décision Z_0 et Z_1 qui

minimisent le coût moyen $E[C]$ appelé aussi risque de Bayes.

$$E[C] = C_{00}p(D_0, H_0) + C_{10}p(D_1, H_0) + C_{01}p(D_0, H_1) + C_{11}p(D_1, H_1) \quad (I.10)$$

Les probabilités conjointes $p(D_0, H_0)$ dans (1.1) peuvent être réécrites comme suit :

$$p(D_i, H_j) = p(H_j)p(D_i / H_j) = p(H_j)p(q \in Z_i / H_j) = p(H_j) \int_{Z_i} p_{Q/H_j}(q / H_j) dq \quad (I.11)$$

Il est clair que les deux régions de décision sont complémentaires. Nous pouvons donc écrire:

$$\int_{Z_i} p_{Q/H_j}(q / H_j) dq = 1 - \int_{Z_j} p_{Q/H_j}(q / H_j) dq, \quad i \neq j, \quad i, j = 0, 1 \quad (I.12)$$

A partir de (1.12), le coût moyen de Bayes peut être réécrit comme suit :

$$E[C] = C_{11}p_1 + C_{10}p_0 + \int_{Z_0} [p_1(C_{01} - C_{11})p_{Q/H_1}(q / H_1) - p_0(C_{10} - C_{00})p_{Q/H_0}(q / H_0)] dq \quad (I.13)$$

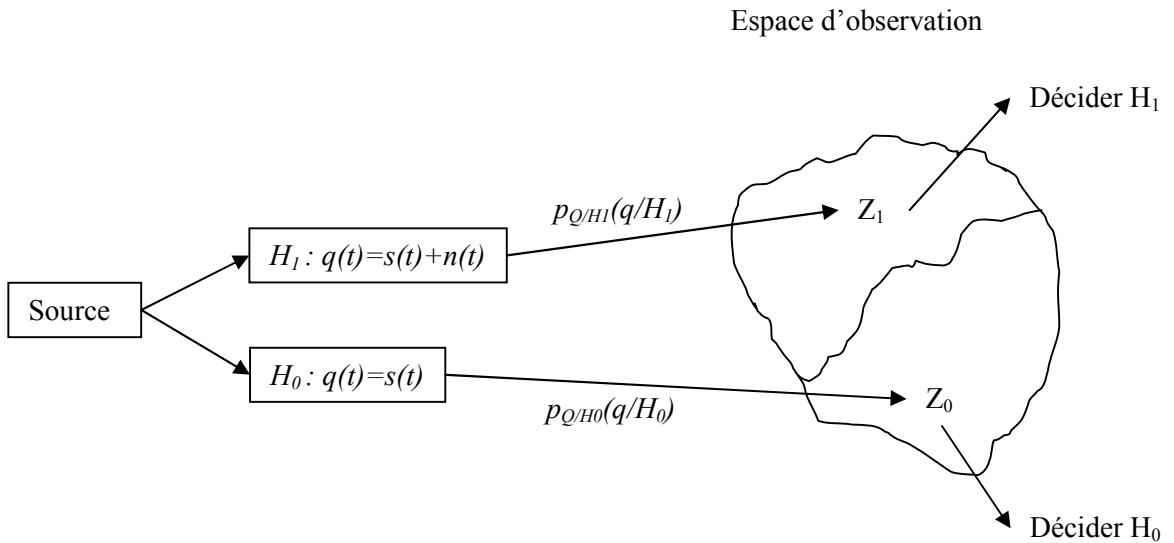


Figure. I. 9: Régions de décision.

Nous remarquons que les deux premiers termes dans (I.13) ne dépendent pas des régions de décision. Pour minimiser le coût moyen $E[C]$, il faut minimiser l'intégrale. Pour cela, nous devons attribuer à Z_0 tous les points de l'espace des observations pour lesquels l'intégrale est négative. Ce qui est équivalent à la règle de décision suivante:

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1) \underset{H_1}{>}}{p_{Q/H_0}(q/H_0) \underset{H_0}{<}} \frac{p_0(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = T \quad (\text{I.14})$$

Où $\Lambda(Q)$ est le rapport de vraisemblance.

I. 7. 3 Test du Minimax

Le test du minimax vient résoudre le problème de la connaissance des probabilités a priori rencontré précédemment. Pour obtenir ce test, on commence par analyser l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes. Admettons qu'une certaine valeur du seuil de décision η soit fixée. Une fois que le seuil est fixé, la performance du test est obtenue en comparant le rapport de vraisemblance avec ce seuil. La règle de décision résultante du critère de minimax est la suivante [Barkat, 2005].

$$\Lambda(Q) \underset{H_0}{>} \frac{(1-p_1)(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (\text{I.15})$$

Pour parvenir à ce test, nous devons donc choisir un seuil menant aux valeurs de P_M et P_{FA} vérifiant l'égalité suivante

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA} = 0 \quad (\text{I.16})$$

I. 7. 4 Test de Neyman-Pearson

Dans la section précédente, nous avons vu que le critère de Bayes exige la connaissance des probabilités a priori p_i , $i=0,1$ ainsi que les coûts de décision. Dans plusieurs applications telle que la détection radar, il est très difficile d'assigner des coûts réalistes et des probabilités a priori. Dans ce cas, nous utilisons la P_{FA} et la P_D . Le test de Neyman-Pearson maximise la P_D tout en maintenant la valeur de la P_{FA} égale à une valeur α_0 . La règle de décision est donnée par

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1) \underset{H_1}{>}}{p_{Q/H_0}(q/H_0) \underset{H_0}{<}} \lambda \quad (\text{I.17})$$

λ est le multiplicateur de Lagrange.

I. 8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué au premier temps le principe de fonctionnement, les classifications et les différents composants d'un radar. La problématique de la modélisation du clutter, l'estimation de ses paramètres et la détection CFAR pour des cibles noyées dans un clutter ont été discutées. A partir des distributions générales, une série de modèles statistiques du clutter de mer ou du sol a été également présentée sous forme de tableaux. Enfin, les critères de la théorie de décision classique ont été présentés. Dans le chapitre qui se suit, on va donner les développements mathématiques des probabilités de fausse alarme et de détection pour un certain nombre de détecteurs CFAR. Ces derniers fonctionnent dans un bruit blanc Gaussien homogène et hétérogène.

Chapitre II

DéTECTEURS CFAR dans un bruit Gaussien

II. 1 Introduction

La détection par le principe CFAR (Constant False Alarm Rate ou taux constant de fausses alertes) fait référence à une forme moderne d'algorithme adaptatif utilisée dans les radars pour isoler le signal retour d'une cible d'un bruit de fond important, de brouillage et d'interférences [Barkat, 2005]. Dans la plupart des systèmes de détection CFAR à seuil variable, le seuil est calculé en estimant le niveau ou la puissance du bruit de fond autour de la cellule testée (Cell Under Test : CUT). Pour cela, on prend une série de cellules autour de CUT et on calcule le niveau de puissance moyen. Pour éviter que les résultats soient faussés par la puissance reçue dans la CUT, on élimine du calcul les cellules immédiatement adjacentes. Une cible est considérée présente dans la CUT si son signal est à la fois supérieur aux cellules adjacentes et au niveau de la puissance moyen calculé. Ce système de calcul assez simple s'appelle « Cell-Averaging CFAR », CA-CFAR (CFAR par cellule moyennée) [Finn and Johson, 1968]. D'autres systèmes sont basés sur le calcul de moyennes respectivement pour les cellules situées à droite et à gauche de la CUT considérée (déTECTEURS GO-CFAR et SO-CFAR). Les valeurs les plus hautes et les plus basses sont intégrées respectivement pour permettre d'améliorer la détection dans le cas où on se trouve à proximité d'une source de brouillage [Hansen and Sawyers, 1980].

Un autre aspect de la détection CFAR est basé sur le classement des cellules de référence pour minimiser l'erreur d'estimation de la puissance du bruit en présences des cibles interférentes (déTECTEURS OS-CFAR, CMLD-CFAR et TM-CFAR) [Rohling, 1983]. Il existe des algorithmes plus sophistiqués qui permettent d'adapter automatiquement le seuil de détection en intégrant de façon rigoureuse les statistiques de l'espace dans lequel la cible doit être déTECTÉE. Ce système est assez commun dans la marine où l'espace est très changeant (fantômes dus aux vagues, aux météores, etc.) et, par conséquent, mal modélisé par un bruit

blanc Gaussien. C'est un problème très délicat car il est difficile de différencier un écho renvoyé par la surface de la mer de celui renvoyé par un périscope de sous-marin par exemple.

Par la suite, on va présenter la méthodologie de conception des CFAR existants cités précédemment fonctionnant dans un bruit Gaussien. Pour se faire, les tests statistiques et les expressions des probabilités de fausse alarme et de détection seront exposées pour chaque détecteur.

II. 2 Détection quadratique

Dans les applications radar, il existe deux procédures de détection; la détection non-cohérente et la détection cohérente. Dans la première, les algorithmes CFAR utilisent des données réelles calculées à la sortie du détecteur d'enveloppe ou détecteur quadratique. En ce qui concerne la détection cohérente, les processus CFAR exploitent les données complexes en phase (I) et en quadrature de phase (Q). L'enveloppe et l'intensité du signal complexe reçu sont calculés à l'aide de la détection synchrone avec corrélation des signaux de référence, $\cos(\omega_c t)$ et $\sin(\omega_c t)$ comme montré par la Figure. II. 1.

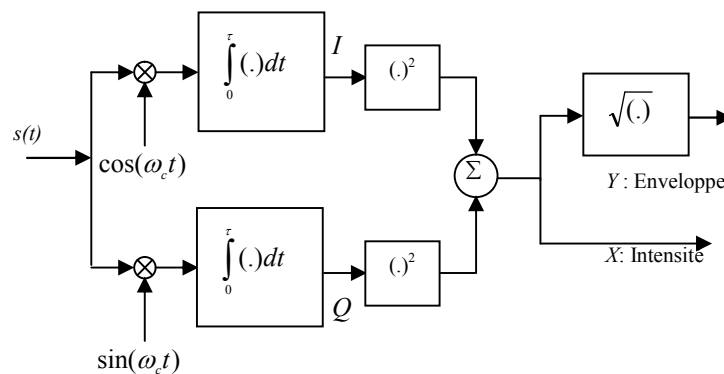


Figure. II. 1: Détection d'enveloppe et quadratique [Barkat, 2005].

où ω_c est la fréquence de la porteuse. En présence du bruit blanc Gaussien (le cas de la détection des cibles dans l'atmosphère), les fonctions densité de probabilité (fdps) des variables aléatoires I et Q sont données par la loi normale suivante

$$\begin{cases} p_I(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{i^2}{2\sigma^2}\right) \\ p_Q(q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

où $2\sigma^2$ représente la puissance du bruit. En utilisant la transformation des variables aléatoires, $X = I^2 + Q^2$ et $Y = \sqrt{I^2 + Q^2}$, la distribution exponentielle de X et la distribution Rayleigh de Y sont obtenues

$$\begin{cases} p_X(x) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2}\right) \\ p_Y(y) = \frac{y}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

Les sorties des cellules de référence comme montrées par les Figures. II. 2 et II. 3 résultent par le processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler). La bande passante pour chaque filtre Doppler est égale à $1/\tau$. Le temps d'échantillonnage est $T_e = \tau$, ce qui correspond à un intervalle de portée (distance de résolution) de $C\tau/2$. Pour éviter la non homogénéité du bruit, les sorties des cellules adjacentes appelées cellules de garde sont parfaitement ignorer.

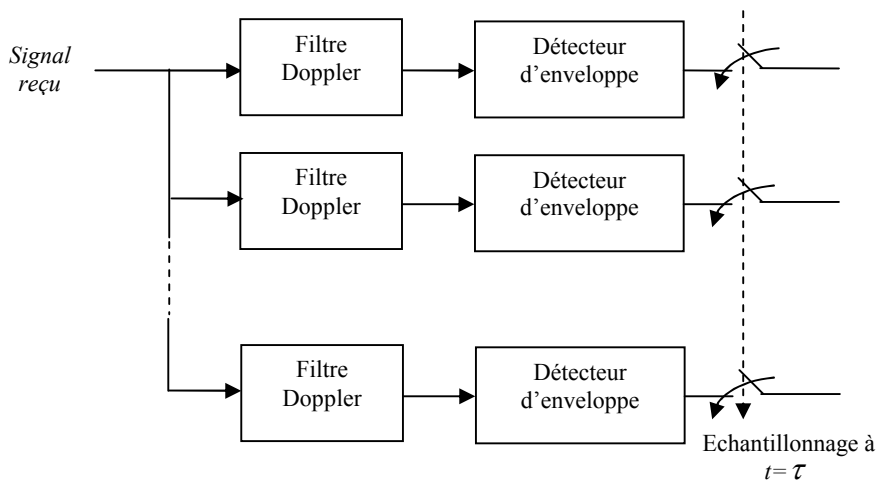


Figure. II. 2: Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler).

Le problème de la détection du signal peut se formuler par les tests des hypothèses statistiques. Typiquement, il y a deux hypothèses à formuler; l'hypothèse nulle H_0 représente une cible absente et l'hypothèse alternative H_1 représente une cible présente. La formulation du signal reçu en fonction des deux hypothèses est

$$\begin{cases} H_1 : X = N + A \\ H_0 : X = N \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

où N est le signal bruit et A est le signal de la cible en question.

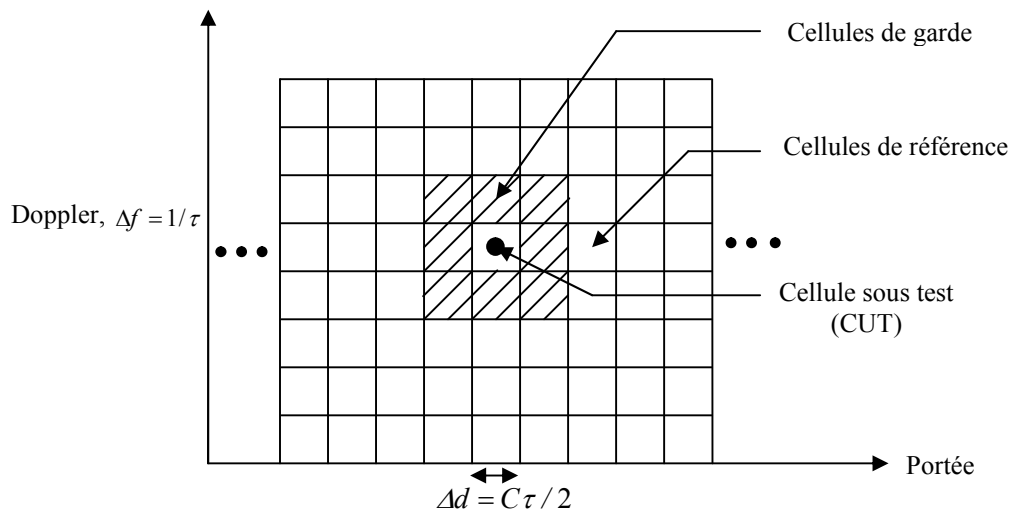


Figure. II. 3: Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions.

Dans la littérature, il existe plusieurs procédés de détection CFAR, dont la différence réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter selon le type d'environnement [Prastitis, 1993]. Ci-dessous, on va présenter en détail le fonctionnement de quelques détecteurs CFAR les plus employés.

II. 3 Détecteur CA-CFAR

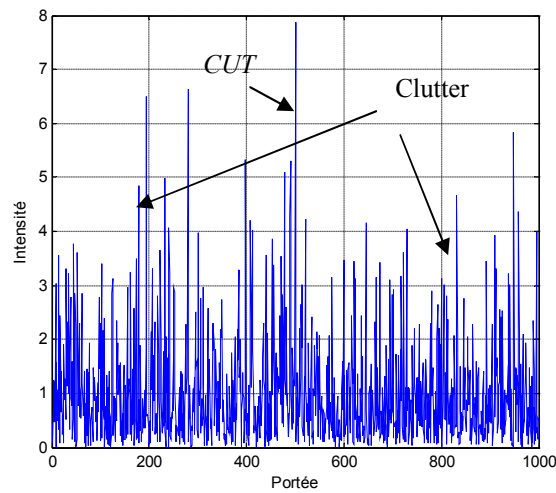
Le paradigme des détecteurs CFAR est celui à niveau moyen, CA-CFAR. Ce dernier a été proposé pour la première fois en 1968 par les chercheurs américains Finn et Johnson [Finn and Johnson, 1968]. Cet algorithme estime en temps réel la puissance du bruit qui est égale à la somme ou la moyenne arithmétique des échantillons dans la fenêtre de référence comme montré par la Figure. II. 4. b.

$$Q = \sum_{i=1}^M x_i \quad (\text{II.4})$$

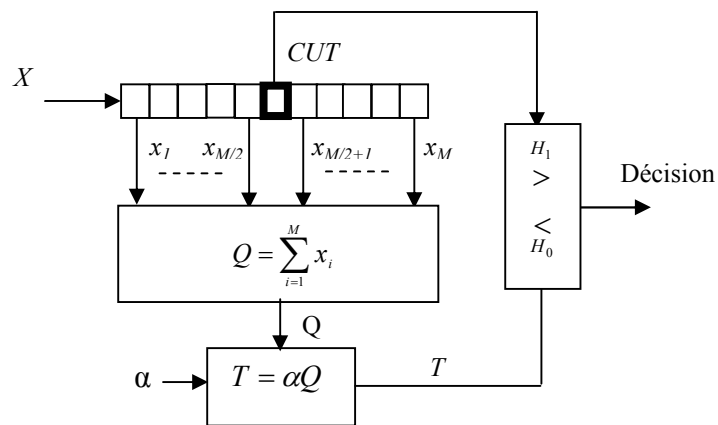
Ce détecteur est construit pour la détection des cibles dans des milieux homogène (Figure. II. 4. a) dont les fdps des échantillons sont indépendants et identiquement distribués (iid). Prenant une cible de type de Swerling 1 noyée dans un bruit blanc Gaussien, les pdfs des signaux reçus pour chaque hypothèse sont données par

$$\begin{cases} H_0 : p_x(x|H_0) = \frac{1}{b} \exp\left(-\frac{x}{b}\right) \\ H_1 : p_x(x|H_1) = \frac{1}{b+a} \exp\left(-\frac{x}{b+a}\right) \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

Où a et $b = 2\sigma^2$ représentent respectivement la puissance du signal de la cible et la puissance du bruit.



(a)



(b)

Figure. II. 4: Détecteur CA-CFAR pour un bruit Gaussien

(a) Situation du clutter homogène avec $2\sigma^2 = 1$ et $SNR = 5$ dB

(b) Utilisation de la moyenne arithmétique.

Le calcul de la probabilité de fausse alarme, P_{FA} et la probabilité de la détection, P_D repose sur la solution des intégrales suivantes

$$\begin{cases} P_{FA} = \int_0^{\infty} \Pr(CUT > \alpha q | H_0) p_Q(q) dq \\ P_D = \int_0^{\infty} \Pr(CUT > \alpha q | H_1) p_Q(q) dq \end{cases} \quad (II.6)$$

avec

$$\begin{aligned} \Pr(CUT > \alpha q | H_0) &= \int_{\alpha q}^{\infty} \frac{1}{b} \exp\left(-\frac{x}{b}\right) dx \\ &= \exp\left(-\frac{\alpha q}{b}\right) \end{aligned} \quad (II.7)$$

et

$$\begin{aligned} \Pr(CUT > \alpha q | H_1) &= \int_{\alpha q}^{\infty} \frac{1}{b+a} \exp\left(-\frac{x}{b+a}\right) dx \\ &= \int_{\alpha q}^{\infty} \frac{1}{b(1+SNR)} \exp\left(-\frac{x}{b(1+SNR)}\right) dx \\ &= \exp\left(-\frac{\alpha q}{b(1+SNR)}\right) \end{aligned} \quad (II.8)$$

où $Pr(.)$ désigne la probabilité et $SNR=a/b$ est le rapport signal-sur-bruit. Pour évaluer (II.6), la détermination de la fdp analytique de (II.4) est nécessaire. Dans la théorie des probabilités et statistiques, la fdp de la somme des variables aléatoire vaut le produit de convolution ie., $f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(x-t)dt$ des fdps des échantillons reçus, $x_i, i=1, \dots, M$.

D'où

$$\begin{aligned} p_Q(q) &= p(x_1) * p(x_2) * \dots * p(x_M) \\ &= \frac{1}{b} \exp\left(-\frac{x_1}{b}\right) * \frac{1}{b} \exp\left(-\frac{x_2}{b}\right) * \dots * \frac{1}{b} \exp\left(-\frac{x_M}{b}\right) \\ &= \frac{q^{M-1}}{b^M \Gamma(M)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) \end{aligned} \quad (II.9)$$

où $\Gamma(.)$ est la fonction gamma. En remplaçant (II.7), (II.6) et (II.9) dans (II.7), (II.7) devient

$$\begin{cases} P_{FA} = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{\alpha q}{b}\right) \cdot \frac{q^{M-1}}{b^M \Gamma(M)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) dq \\ P_D = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{\alpha q}{b(1+SNR)}\right) \cdot \frac{q^{M-1}}{b^M \Gamma(M)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) dq \end{cases} \quad (II.10)$$

L'intégrale, $\int_0^{\infty} x^{n-1} \exp(-ax) dx = \frac{\Gamma(n)}{a^n}$ est utilisée pour déterminer (II.10) comme

$$\begin{cases} P_{FA} = (1 + \alpha)^{-M} \\ P_D = \left(1 + \frac{\alpha}{1 + SNR}\right)^{-M} \end{cases} \quad (II.11)$$

Il est clair que l'expression de la P_{FA} ne dépend pas de la puissance du bruit, $2\sigma^2$, ce qui signifie que le détecteur CA-CFAR a la propriété complète CFAR. Des fois, le ROC (Receiver Operating Characteristic) qui relie la P_D et la P_{FA} est souvent utilisé pour évaluer la performance du détecteur donné par

$$ROC = P_D = \left(1 + \frac{P_{FA}^{-1/M} - 1}{1 + SNR}\right)^{-M} \quad (II.12)$$

Dans (II.12), le SNR et M sont considérés comme des paramètres. Généralement, la P_D en fonction du SNR est considéré pour illustrer les performances de détection radar. La Figure. II. 5 montre les valeurs du ROC en fonction de la P_{FA} avec $M = 16$ et $SNR = 0$ dB, 5dB et 10 dB. Pour une P_{FA} donnée, on remarque que la P_D croit avec l'augmentation du SNR . Après la fixation de la valeur désirée de la P_{FA} en fonction de M , la Figure. II. 6 permet d'obtenir la valeur correspondante du multiplicateur du seuil, α . Cette dernière est utilisée et reste toujours fixer durant la surveillance du radar.

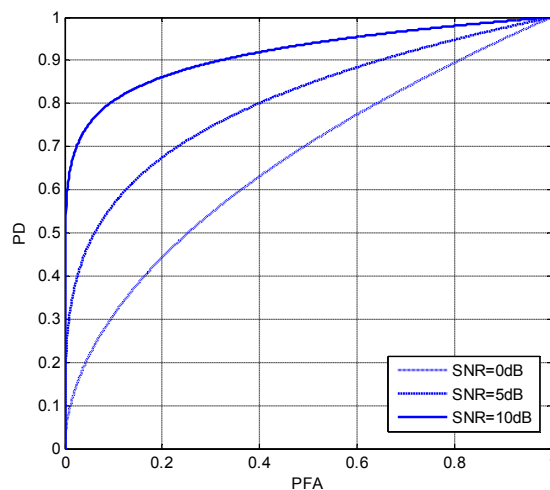


Figure. II. 5: Courbes du ROC pour différentes valeurs du SNR

avec $\alpha = P_{FA}^{-1/M} - 1$ et $M = 16$.

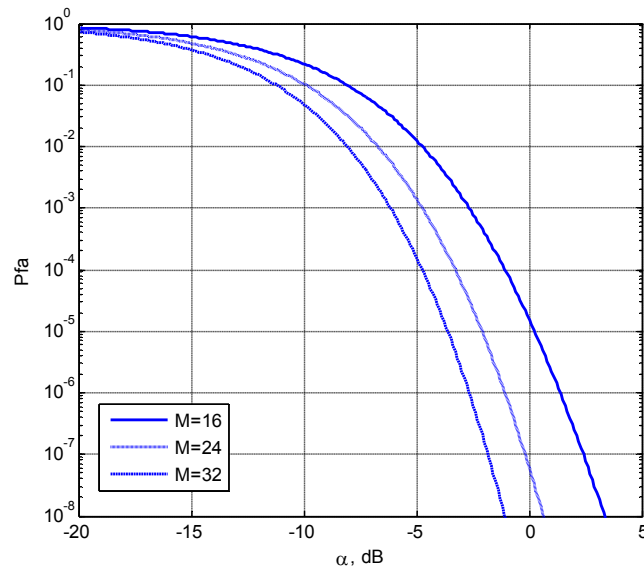


Figure. II. 6: Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α .

II. 4 Détecteur OS-CFAR

En étudiant l'homogénéité des cellules de référence, il a été montré que des cibles ne peuvent pas être détectées par le détecteur CA-CFAR, surtout dans le cas où une ou plusieurs cibles secondaires se trouvent dans les sous fenêtres. Si des cibles interférentes sont présentes dans les deux fenêtres amont et aval (Figure. II. 7. a), ni le détecteur GO-CFAR ni le détecteur SO-CFAR ne résolvent le problème de l'effet de capture. Pour contourner cette limitation, Rohling a introduit le détecteur OS-CFAR (Order Statistic), c'est-à-dire le détecteur CFAR à statistiques ordonnées comme c'est montré dans la Figure. II. 7. b dans lesquelles les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant [Rohling, 1983]. Le $k^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est sélectionné pour estimer la puissance du clutter. Le rôle majeur du détecteur OS-CFAR est de résoudre le problème de l'effet de capture en éliminant les cellules qui contiennent des cibles secondaires ou interférentes. Dans ce cas, le seuil de détection est formulé par

$$T = \alpha Q = \alpha X_{(k)} \quad (\text{II.13})$$

En statistiques, la fdp de la variable aléatoire de la cellule ordonnée, $Q = X_{(k)}$ est donnée par [Mezache, 2007].

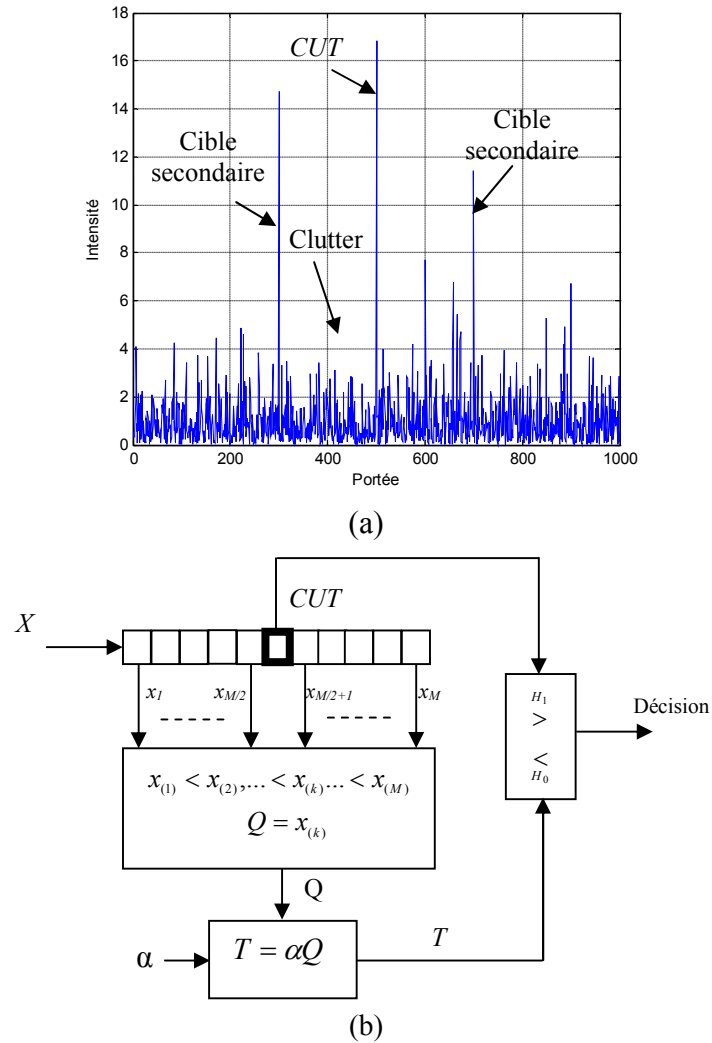


Figure. II. 7: Détecteur OS-CFAR pour un bruit Gaussien

(a) Situation de présence des interférences ($(2\sigma^2 = 1, \text{ICR} = 5 \text{ dB et } \text{SNR} = 10 \text{ dB})$).

(b) Correction par le choix de la cellule ordonnée.

$$\begin{aligned}
 p_Q(q) &= k \binom{M}{k} [P(q)]^{k-1} [1 - P(q)]^{M-k} p(q) \\
 &= \frac{k}{b} \binom{M}{k} \left(1 - \exp\left(-\frac{q}{b}\right)\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{q}{b}\right)^{M-k+1}
 \end{aligned} \tag{II.14}$$

où $P(\cdot)$ représente la cdf (cumulative distributed function) de Q . En remplaçant (II.14) dans (II.6), les expressions de la P_{FA} et de la P_D deviennent

$$\begin{cases}
 P_{FA} = \int_0^\infty \exp\left(-\frac{\alpha q}{b}\right) \frac{k}{b} \binom{M}{k} \exp\left(-\frac{q}{b}\right)^{M-k+1} \left(1 - \exp\left(-\frac{q}{b}\right)\right)^{k-1} dq \\
 P_D = \int_0^\infty \exp\left(-\frac{\alpha q}{b(1 + \text{SNR})}\right) \frac{k}{b} \binom{M}{k} \exp\left(-\frac{q}{b}\right)^{M-k+1} \left(1 - \exp\left(-\frac{q}{b}\right)\right)^{k-1} dq
 \end{cases} \tag{II.15}$$

On pose $y=q/b$, (II.15) est simplifié comme

$$\begin{cases} P_{FA} = k \binom{M}{k} \int_0^\infty \exp(-(\alpha + M + 1 - k)y) (1 - \exp(-y))^{k-1} dy \\ P_D = k \binom{M}{k} \int_0^\infty \exp(-(\frac{\alpha}{1 + SNR} + M + 1 - k)y) (1 - \exp(-y))^{k-1} dy \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Finalement, la solution de (II.16) donne [Rohling, 1983]

$$\begin{cases} P_{FA} = \frac{M!}{(M-k)!} \frac{\Gamma(M-k+\alpha+1)}{\Gamma(M+\alpha+1)} \\ P_D = \frac{M!}{(M-k)!} \frac{\Gamma(M-k+1+\alpha/(1+SNR))}{\Gamma(M+1+\alpha/(1+SNR))} \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

A partir de (II.17), on ne peut pas déterminer analytiquement le ROC car le facteur du seuil α possède une relation non linéaire avec la P_{FA} . En plus, le détecteur OS-CFAR a la propriété CFAR parce que la P_{FA} est indépendante de b . La Figure. II. 8 illustre le changement de la P_{FA} en fonction de α pour une valeur spécifique de l'ordre $k=3M/4$. Dans ces résultats, on observe clairement que chaque modification de M , on doit recalculer la valeur adéquate de α pour assurer une valeur fixe de la P_{FA} .

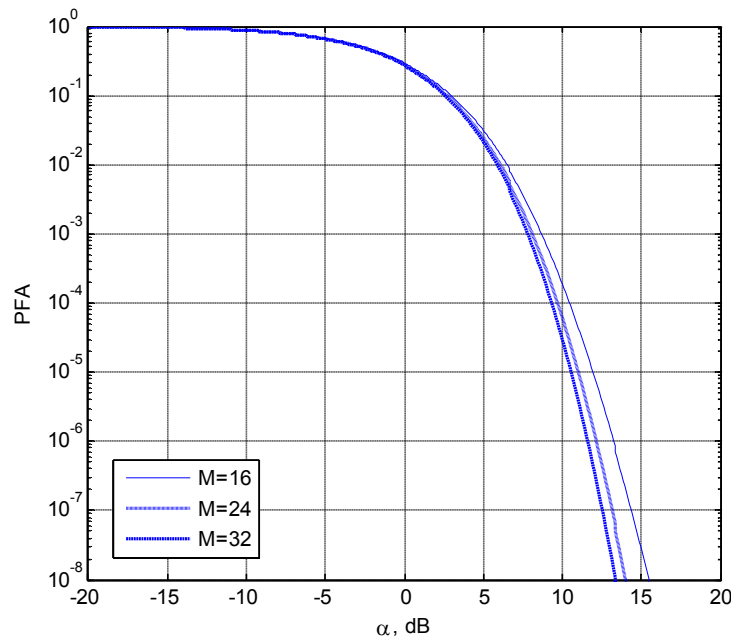
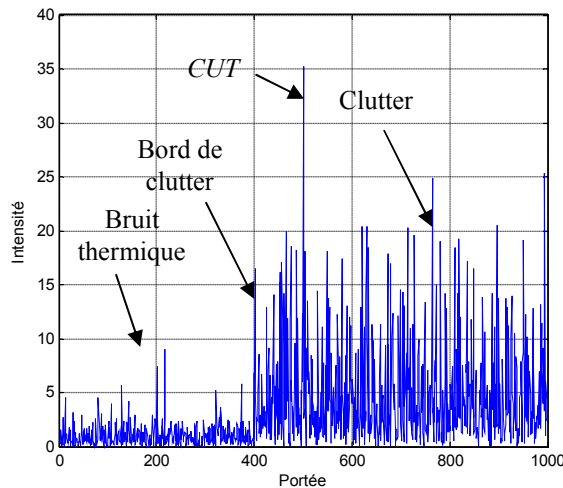


Figure. II. 8: Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α pour $k=3M/4$.

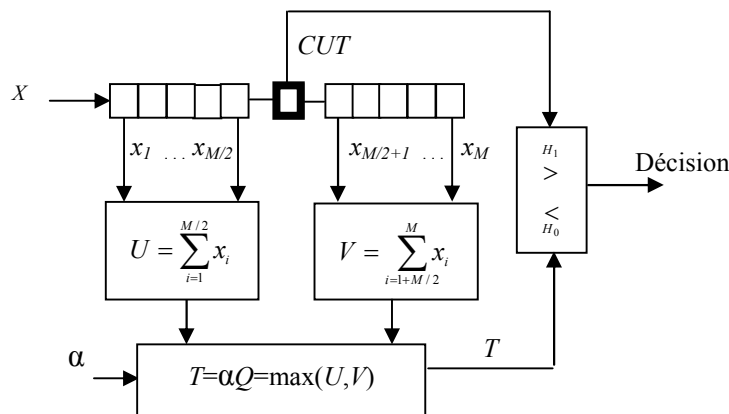
II. 5 Détecteur GO-CFAR

Un autre problème de détection qui peut être aussi rencontré dans la pratique est celui de la présence du bord de clutter dans quelques cellules successives dans la fenêtre de référence. Dans cette situation, la non-homogénéité du bruit est causée par le changement brusque de la puissance du bruit dans une sous fenêtre de référence (Figure. II. 9. a). Hansen et Sawyer [Hansen and Sawyers, 1980] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest Of) qui utilise le maximum des sommes des sorties des deux fenêtres (amont et aval) qui se trouvent dans les deux côtés de la cellule sous test comme montré par la Figure. II. 9. b. Le but de cette amélioration est de corriger le problème de l'effet de masque. Alors, le détecteur GO-CFAR possède le test statistique suivant

$$T = \alpha Q = \alpha \max(U, V) \tag{II.18}$$



(a)



(b)

Figure. II. 9: Détecteur GO-CFAR pour un bruit Gaussien

- (a) Situation du bord de clutter ($2\sigma^2 = 1$, $CCR = 5$ dB et $SNR = 10$ dB)
- (b) Correction par le maximum des sous fenêtres.

où $U = \sum_{i=1}^{M/2} x_i$ et $V = \sum_{i=1+M/2}^M x_i$. Les fdps de U et V sont identiques et obéissent à la loi de gamma suivante

$$p_U(q) = p_V(q) = \frac{q^{M/2-1}}{b^{M/2}\Gamma(M/2)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) \quad (\text{II.19})$$

Les cdfs de U et V sont données par

$$P_U(q) = P_V(q) = \int_0^q \frac{q^{M/2-1}}{b^{M/2}\Gamma(M/2)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) dq \quad (\text{II.20})$$

La cdf de $Q = \max(U, V)$ est donnée par

$$P_Q(q) = P_U(q)P_V(q) \quad (\text{II.21})$$

La pdf de Q est calculée par

$$\begin{aligned} p_Q(q) &= \frac{d}{dq} P_Q(q) = 2p_U(q)P_V(q) \\ &= 2 \frac{q^{M/2-1}}{b^{M/2}\Gamma(M/2)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) \int_0^q \frac{q^{M/2-1}}{b^{M/2}\Gamma(M/2)} \exp\left(-\frac{q}{b}\right) dq \end{aligned} \quad (\text{II.22})$$

L'intégrale dans (II.22) représente la fonction gamma incomplète qui peut être exprimée par une série d'expansion finie suivante

$$\gamma(M/2, q) = \Gamma(M/2) \left[1 - \exp(-q) \sum_{k=0}^{M/2-1} \frac{q^k}{k!} \right] \quad (\text{II.23})$$

Substituant (II.23) dans (II.22), la pdf de Q devient

$$p_Q(q) = \frac{2q^{M/2-1}}{\Gamma(N/2)} \exp(-q/b) \left[1 - \exp(-q/b) \sum_{k=0}^{M/2-1} \frac{(q/b)^k}{k!} \right] \quad (\text{II.24})$$

Substituant (II.24) dans (II.6), la P_{FA} et la P_D prennent finalement les expressions suivantes

$$\begin{cases} P_{FA} = 2(1+\alpha)^{-M/2} - 2 \sum_{i=0}^{M/2-1} \binom{M/2+i-1}{i} (2+\alpha)^{-(M/2+i)} \\ P_D = 2 \left(1 + \frac{\alpha}{1+SNR}\right)^{-M/2} - 2 \sum_{i=0}^{M/2-1} \binom{M/2+i-1}{i} \left(2 + \frac{\alpha}{1+SNR}\right)^{-(M/2+i)} \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

La Figure. II. 10 montre la variation de la P_{FA} en fonction de α . Il est clair que la P_{FA} dépend seulement de M . Dans plusieurs travaux, il a été montré que l'introduction du bord de clutter dans la fenêtre de référence peut provoquer un nombre de fausses alertes où la P_{FA} change sa valeur souhaitée.

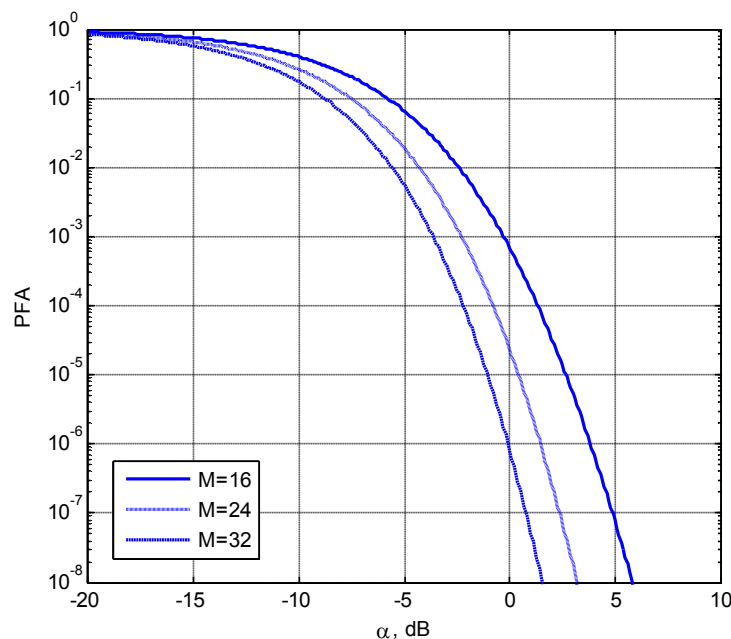


Figure. II. 10: Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α du détecteur GO-CFAR.

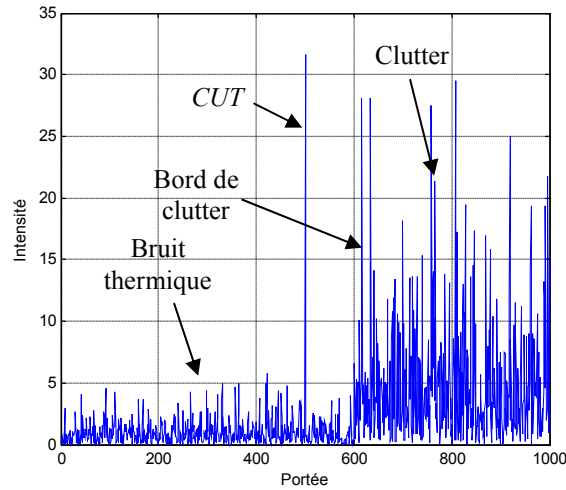
II. 6 Détecteur SO-CFAR

Le détecteur GO-CFAR est robuste par rapport aux autres détecteurs CFAR quant la CUT se trouve dans la région de clutter (i.e., puissance maximale du bruit). Autrement, la performance de cet algorithme se dégrade pour les autres modèles du bord de clutter. Afin de remédier cette situation (la cible se situe dans la région du bruit thermique seulement, (Figure. II. 11. a), Weiss a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of) [Weiss, 1982], c'est-à-dire, il prend le minimum des deux fenêtres U et V de part et d'autre de la cellule sous test au lieu du maximum (Figure. II. 11. b). Le détecteur SO-CFAR utilise ainsi le test statistique suivant

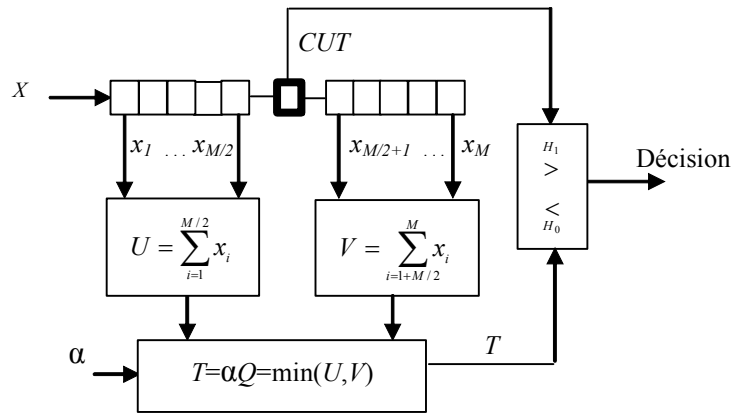
$$T = \alpha Q = \alpha \min(U, V) \tag{II.26}$$

L'équation (II.6) exige la formulation de la fdp de $Q = \min(U, V)$ donné par

$$\begin{aligned} p_Q(q) &= p_U(q)[1 - P_V(q)] + p_V(q)[1 - P_U(q)] \\ &= p_U(q) + p_V(q) - [p_U(q)P_V(q) + p_V(q)P_U(q)] \\ &= p_U(q) + p_V(q) - p_Q^{Go}(q) \end{aligned} \tag{II.27}$$



(a)



(b)

Figure. II. 11: Détecteur SO-CFAR pour un bruit Gaussien
 (a) Situation du bord de clutter ($2\sigma^2 = 1$, $CCR = 5$ dB et $SNR = 10$ dB)
 (b) Correction par le minimum des sous fenêtres.

En remplaçant (II.26) dans (II.27), (II.27) devient

$$p_Q(q) = \frac{2q^{M/2-1}}{\Gamma(N/2)} \exp(-2q) \sum_{kr=0}^{M/2-1} \frac{(q)^k}{k!} \tag{II.28}$$

En substituant (II.28) dans (II.6), la P_{FA} et la P_D prennent les expressions suivantes

$$\begin{cases} P_{FA} = 2(2 + \alpha)^{-M/2} \sum_{i=0}^{M/2-1} \binom{M/2+i-1}{i} (2 + \alpha)^{-i} \\ P_D = 2 \left(2 + \frac{\alpha}{1 + SNR} \right)^{-M/2} \sum_{i=0}^{M/2-1} \binom{M/2+i-1}{i} \left(2 + \frac{\alpha}{1 + SNR} \right)^{-i} \end{cases} \quad (\text{II.29})$$

La Figure. II. 12 trace la P_{FA} en fonction de α . Chaque changement de M influe sur la P_{FA} . En réalité, en présence du bord de clutter, la P_{FA} ne restera jamais constante. Le détecteur SO-CFAR est robuste si la CUT se trouve dans la région du bruit thermique (i.e., puissance minimale du bruit).

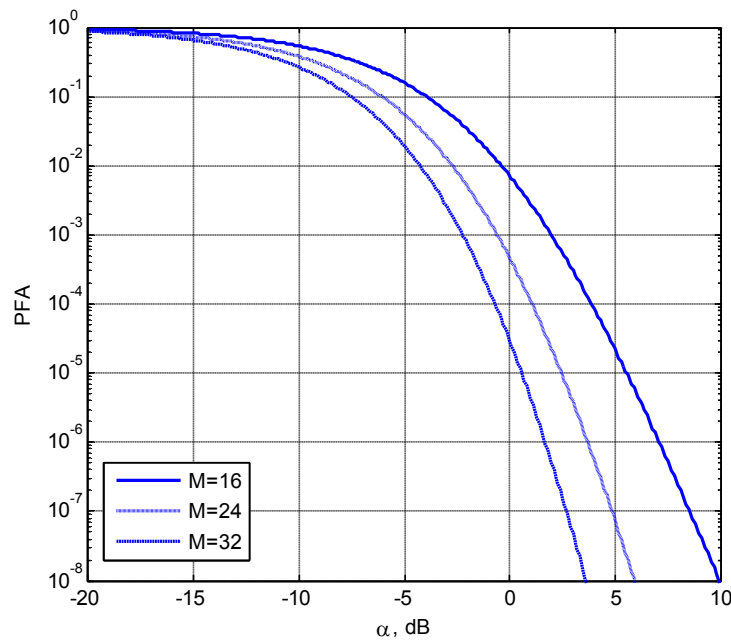


Figure. II. 12: Tracés de la P_{FA} en fonction du coefficient du seuil α du détecteur SO-CFAR.

II. 7 Détecteur CMLD-CFAR

Dans l'optique de garantir une détection CFAR immunisée aux situations de cibles multiples, Richard et Dillard [Rickard and Dillard, 1977], ont proposé une classe de détecteurs CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detectors). Cette classe de détecteurs est basée sur les statistiques d'ordre des échantillons reçus. Dans ce cas, les échantillons dans les cellules de référence sont d'abord classés par ordre croissant de leurs amplitudes puis les plus grands d'entre eux sont censurés. Les échantillons restants sont alors utilisés pour

estimer la puissance du bruit. Il a été montré que ces détecteurs demeurent robustes tant que le nombre des échantillons censurés est supérieur ou égal au nombre des cibles interférentes. Ce détecteur fait le même objectif à celle du détecteur OS-CFAR mais avec une légère amélioration des performances de détection. Le détecteur CMLD-CFAR considère le test statistique suivant

$$T = \alpha Q = \alpha \sum_{i=1}^k x_{(i)} \tag{II.30}$$

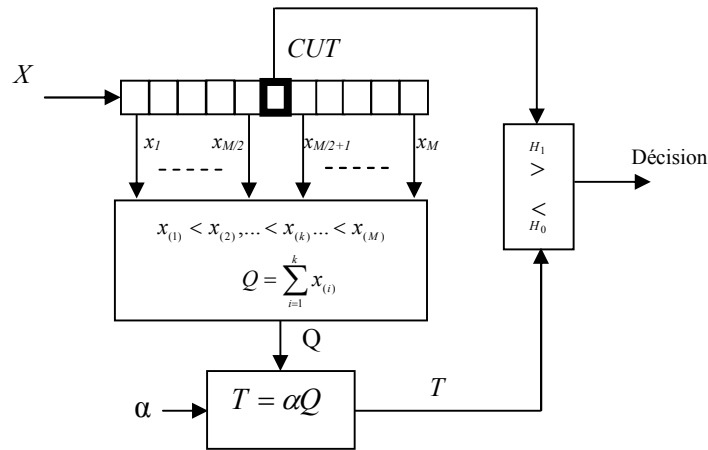


Figure. II. 13: Détecteur CMLD-CFAR pour un bruit Gaussien.

II. 8 Détecteur TM-CFAR

Dans le cas de traitement du signal reçu en présence aussi de l'effet de capture et l'effet de masque, le détecteur à niveau moyen censuré TM-CFAR (Trimmed Mean) a été présenté comme un hybride entre le CA, OS- et CMLD-CFAR, dans lequel les plus petits et les plus grands échantillons de bruit sont censurés et l'estimation du niveau de bruit est obtenu à partir des échantillons de bruit restants [Gandhi and Kassam, 1988]. Le test statistique approprié est donné par

$$T = \alpha Q = \alpha \sum_{i=1+m_1}^{M-m_2} x_{(i)} \tag{II.31}$$

Il est clair que si $m_1=m_2=0$, (II.31) devient le seuil de détection CA-CFAR, pour $m_1=k-1$ (avec $k>1$) et $m_2=M-k$, (II.31) est exactement le seuil de détection OS-CFAR et pour $m_1=0$ et $m_2>1$, (II.31) représente le seuil de détection CMLD-CFAR.

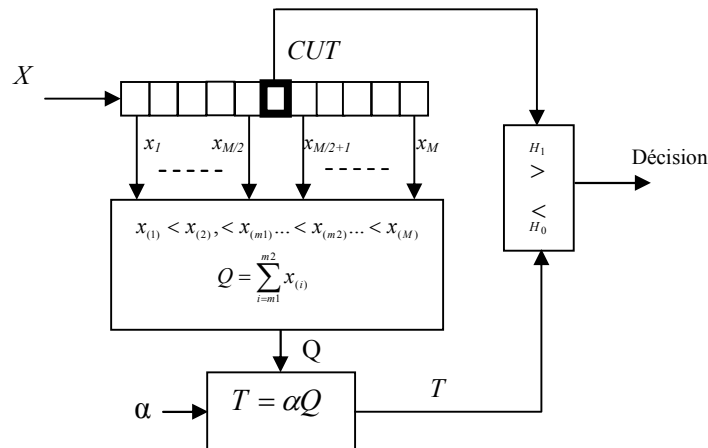


Figure. II. 14: Détecteur TM-CFAR pour un bruit Gaussien.

Pratiquement, on ne peut pas savoir les situations réelles de l’environnement. Pour cela, l’estimation en temps réel de m_1 et m_2 est indispensable. Des études ont montré l’optimalité du détecteur TM-CFAR par rapport aux autres détecteurs CFAR dans l’environnement multi-cibles.

II. 9 Conclusion

Dans ce chapitre, un certain nombre d’algorithmes CFAR les plus utilisés dans la détection des cibles radar a été présenté. En présence du bruit blanc Gaussien (cas des milieux atmosphériques), les développements mathématiques des probabilités de fausse alarme et de détection pour les détecteurs CA-CFAR, OS-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR ont été détaillés. Le fonctionnement des détecteurs CMLD-CFAR et TM-CFAR ont été expliqués brièvement. La cible est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Les courbes du ROC et de la P_{FA} ont été illustrées et interprétées. Dans le chapitre suivant, on va étudier et analyser l’optimisation des performances de la détection distribution CA-CFAR et OS-CFAR en présence du clutter Gaussien.

Chapitre III

Optimisation de la Détection CFAR Distribuée par l'algorithme BBO

III. 1 Introduction

Dans un système de détection radar automatique, nous avons montré dans le Chapitre 2 qu'un ensemble de cellules de résolution en distance sont utilisées dans l'estimation de la puissance du clutter pour former le seuil de détection. Ce dernier est ensuite comparé avec le contenu de la cellule sous test pour maintenir en fin de compte une décision. Les détecteurs CFAR centralisés fonctionnant dans un clutter homogène et hétérogène sont initialement développés en fonction de divers tests statistiques. A titre d'exemple, les algorithmes CA-CFAR, ML-CFAR (Maximum likelihood), logt-CFAR et GM-CFAR (Geometric Mean) sont considérés lorsque le fouillis est iid dans la fenêtre de référence. Dans des situations réalistes où les cibles interférentes et/ou le bord de clutter sont présentes, les processus CFAR basés sur la censure des cellules de résolution tels le OS-CFAR, CMLD-CFAR, CML-CFAR (Censored ML) et WH-CFAR (Weber-Hykin) sont proposés pour diminuer la perte CFAR (CFAR loss) [[Weinberg, 2018](#)].

Une autre façon d'avoir une détection CFAR performante, l'utilisation de plusieurs radars (senseurs) qui sont répartis géographiquement est souhaitée [[Gini and Lombardini, 1997](#)]. Dans ce système, tous les détecteurs CFAR sont exécutés à la fois et les décisions locales sont prises au niveau de chaque senseur. A partir de ces déclarations binaires, une règle de fusion doit être appliquée au centre de fusion pour prendre une décision globale. Cependant, cette opération nécessite l'optimisation des variables qui sont généralement les multiplicateurs des seuils et les rangs des cellules ordonnées. Puisque ces paramètres influent directement sur les valeurs des probabilités de fausse alarme et de détection, on doit donc former une fonction objective à optimiser.

Dans ce contexte, [Barkat and Varshney, 1989] ont développé la théorie de la détection distribuée CA-CFAR où les décisions partielles sont transmises à partir de chaque détecteur CA-CFAR vers un centre de fusion de données. Les multiplicateurs des seuils de détection pour les divers senseurs sont optimisés après une résolution numérique d'un système d'équations non linéaires. Dans le cas de la détection distribuée ML-CFAR dans un clutter Weibull, [Gini and Lombardini, 1997] la transformation logarithmique pour obtenir le modèle Gumbel est introduite. Chaque radar utilise l'algorithme ML-CFAR avec une intégration binaire de " N " impulsions (i.e., détecteur CFAR à double seuils). Dans [Blum and Qiao, 1996], les auteurs ont étudié la détection distribuée OS-CFAR avec des observations dépendantes entre senseurs. Les meilleurs seuils sont obtenus en fonction des règles de fusion "AND" ou "OR". Dans tous les cas, la règle de fusion «OR» offre une meilleure performance que la règle de fusion «AND» pour les probabilités de fausse alarme supérieures à une certaine valeur critique. Dans le cas de détection distribuée OS-CFAR en présence des signaux aléatoire non stationnaire avec une faible bande étroite de distribution Gaussienne, une nouvelle solution pour l'optimisation des paramètres du système basée sur l'algorithme génétique (GA) est proposée dans [Liu *et al*, 2002]. Ils ont démontré l'efficacité de l'AG pour l'évaluation optimale des paramètres du système de détection décentralisée OS-CFAR par rapport à la solution proposée dans [Blum and Qiao, 1996].

Dans ce chapitre, nous donnons d'abord les formes générales des probabilités de fausse alarme et de détection en fonction des règles de fusion. Ensuite, nous concentrons sur le fonctionnement de l'algorithme BBO pour la recherche des paramètres du système de détection CFAR distribué en terme des règles de fusion "AND", "OR" et "MAJORITY". L'analyse des performances de la détection décentralisés CA-CFAR et OS-CFAR en présence du bruit Gaussien fait l'objet de ce chapitre. Pour se faire, l'optimisation des paramètres est effectuée à la base du critère de Neyman-Pearson (N-P) par deux outils; le GA et la BBO. Enfin, nous présentons une série de simulations qui compare les performances des détecteurs CFAR cités ci-dessus pour une cible fluctuante suivant le model de Swerling 1.

III. 2 Détection CFAR distribuée

Depuis trois décennies, les systèmes de détection distribuée basés sur plusieurs senseurs avec une fusion de données ont été largement considérés. Ceci est dû aux nombreux avantages par rapport aux détecteurs centralisés tels que la rapidité, la fiabilité et la capacité de couvrir une grande surface de surveillance, etc. Dans ces systèmes comme montrés par la Figure. III. 1, les radars sont espacés géographiquement et fonctionnent de manière à ce que la détection se fait

dans le même espace de surveillance. Les observations captées auprès de chaque senseur sont envoyées afin de faire leurs traitements au niveau du centre de fusion de données. Suivant un critère de performance donné, les décisions partielles des détecteurs locaux sont réunies et combinées par une règle de fusion optimale pour construire une décision finale [Gini and Lombardini, 1997].

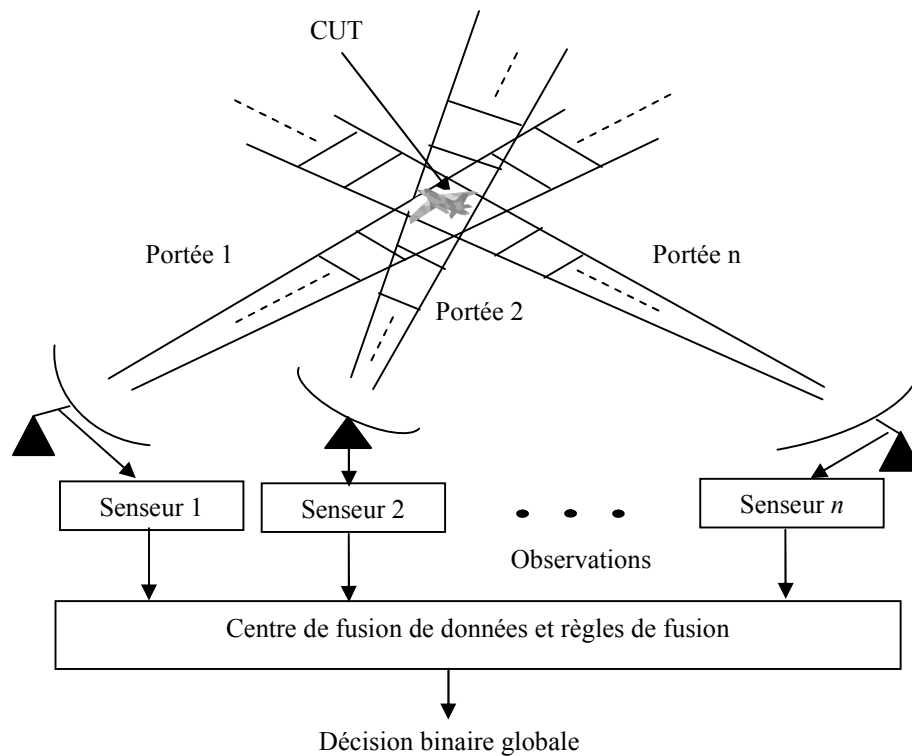


Figure. III. 1: Système de détection radar distribuée.

A cause des contraintes sur les canaux de communication et sur les capacités de traitement au niveau du centre de fusion, la structure parallèle du système de détection distribuée CFAR avec un centre de fusion est considérée (Figure. III. 2). Le traitement du signal est réalisé au niveau des senseurs locaux et ensuite les décisions binaires correspondantes sont transmises vers un processeur central. Les observations de n détecteurs sont supposées indépendantes ou dépendantes ayant un multiplicateur du seuil α_i , une fenêtre de référence de taille M_i et un rang K_i pour $i=1, 2, \dots, n$. D'une manière générale, les décisions partielles sont traitées par la règle de fusion sélectionnée " k " parmi " n " et la cible est déclarée présente si au moins " k " parmi " n " détecteurs font une même décision. Le rang k est choisi entre 1 et n dont $k=1$ et $k=n$ représente respectivement les règles de fusion "OR" et "AND".

Les expressions générales de la probabilité de fausse alarme, P_{FA} et la probabilité de détection, P_D sont données par [Liu *et al.*, 2002].

$$\begin{cases} P_{FA} = \sum_{i=k}^n \left\{ \left(\sum_{p=0}^{i-k} (-1)^p \binom{i}{p} \right) \left(\sum_{q=1}^{n-i+1} P_{FAq} \left(\sum_{r=q+1}^{n-i+2} P_{FAr}(\dots) \right) \right) \right\} \\ P_D = \sum_{i=k}^n \left\{ \left(\sum_{p=0}^{i-k} (-1)^p \binom{i}{p} \right) \left(\sum_{q=1}^{n-i+1} P_{Dq} \left(\sum_{r=q+1}^{n-i+2} P_{Dr}(\dots) \right) \right) \right\} \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

où P_{FAi} représente la probabilité de fausse alarme du capteur local i .

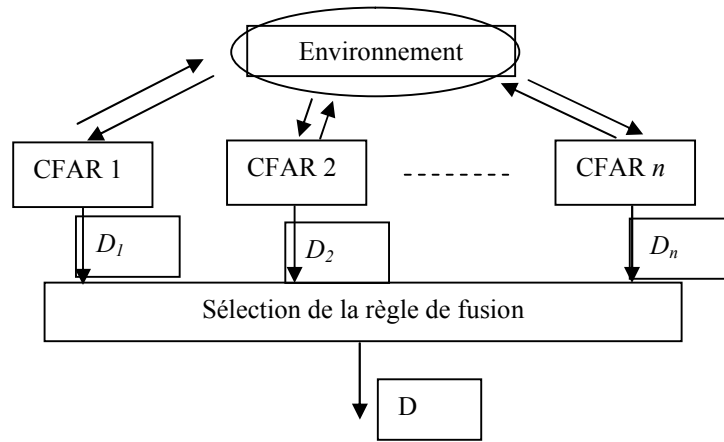


Figure. III. 2: Architecture parallèle de la détection CFAR distribuée.

A partir de (3.1), on peut obtenir trois expressions particulières en fonction du rang k .

(i) Règle de fusion "AND" : La règle de fusion "AND" est considérée si $k=n$. la P_{FA} de (III.1) est simplifiée par le produit des P_{FAi} .

$$P_{FA} = \prod_{i=1}^n P_{FAi} \quad (\text{III.2})$$

(ii) Règle de fusion "OR" : Dans ce cas, $k=1$ où (III.1) devient

$$P_{FA} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{FAi}) \quad (\text{III.3})$$

(iii) Règle de fusion "MAJORITY" : Lorsque $n=3$ et $k=2$, la P_{FA} de (III.1) prend la forme suivante

$$P_{FA} = P_{FA1} \cdot P_{FA2} + P_{FA1} \cdot P_{FA3} + P_{FA1} \cdot P_{FA3} - 2P_{FA1} \cdot P_{FA2} \cdot P_{FA3} \quad (\text{III.4})$$

Similairement, on remplace P_{FAi} par P_{Di} dans (III.2), (III.3) et (III.4) pour obtenir la P_D globale.

III. 3 Détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR distribués

Dans cette section, nous généralisons les expressions de la P_{FA} et de la P_D pour la détection décentralisée CA-CFAR et OS-CFAR en présence du bruit blanc Gaussien. Comme exposé dans [Liu *et al*, 2002], deux situations des observations provenant de chaque senseur peuvent se produire; signaux indépendants avec une puissance connue et signaux dépendants avec une puissance inconnue.

III. 3. 1 Signaux indépendants de puissance connue

En fonction de chaque règle de fusion, on va généraliser les expressions de la P_{FA} et de la P_D données dans le Chapitre II. Alors, en remplaçant, (II.11) dans (III.2), les probabilités correspondantes du détecteur distribué CA-CFAR suivant la règle de fusion "AND" sont données par [Witte and Gandhi, 1994].

$$\begin{cases} P_{FA} = \prod_{i=1}^n (1 + \alpha_i)^{-M_i} \\ P_D = \prod_{i=1}^n \left(\frac{1 + S_i}{1 + S_i + \alpha_i} \right)^{M_i} \end{cases} \quad (III.5)$$

Si on applique la règle "OR", (II.11) est remplacée dans (III.3) pour obtenir

$$\begin{cases} P_{FA} = 1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - (1 + \alpha_i)^{-M_i} \right) \\ P_D = 1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - \left(\frac{1 + S_i}{1 + S_i + \alpha_i} \right)^{M_i} \right) \end{cases} \quad (III.6)$$

où S_i désigne le SNR au niveau du détecteur local i .

En ce qui concerne de la détection OS-CFAR, la P_{FA} et la P_D pour la règle "AND" sont obtenues en remplaçant (II.17) dans (III.2)

$$\begin{cases} P_{FA} = \prod_{i=1}^n \prod_{L=0}^{K_i-1} \frac{M_i - L}{M_i - L + \alpha_i} \\ P_D = \prod_{i=1}^n \prod_{L=0}^{K_i-1} \frac{M_i - L}{M_i - L + \frac{\alpha_i}{1 + S_i}} \end{cases} \quad (III.7)$$

En substituant (II.17) dans (III.3), (III.3) devient

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{FA} = 1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - \prod_{L=0}^{K_i-1} \frac{M_i - L}{N_i - L + \alpha_i} \right) \\ P_D = 1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - \prod_{L=0}^{K_i-1} \frac{M_i - L}{M_i - L + \frac{\alpha_i}{1 + S_i}} \right) \end{array} \right. \quad (\text{III.8})$$

III. 3. 2 Signaux dépendants de puissance inconnue :

Dans [Blum and Qiao, 1996], Blum et Qiao ont analysé le cas où les observations du signal sont supposées dépendantes de puissance inconnue. Les résultats trouvés sont très utiles surtout lorsqu'il est difficile d'obtenir une estimation précise des SNR qui varient à partir de senseurs locaux. En tenant compte les règles de fusion ci-dessus, on maximise $\sigma^2 P_d''(0)$ sous la contrainte $P_{FA} = \alpha_0$. Pour la règle "AND", la P_{FA} et la P_D prennent les formes suivantes

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{FA} = \prod_{i=1}^n \prod_{L=0}^{K_i-1} \frac{(M_i - L)}{M_i - L + \alpha_i} = \alpha_0 \\ P_D''(0) = \frac{2P_{FA}}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n \sum_{L=0}^{K_i-1} \frac{\alpha_i}{M_i + \alpha_i - L} \\ g(\alpha_1, M_1, K_1) = g(\alpha_j, M_j, K_j), \quad j = 2, \dots, n \end{array} \right. \quad (\text{III.9})$$

$$\text{avec } g(\alpha, M, K) = \frac{\sum_{L=0}^{K-1} (M - L)}{\sum_{L=0}^{K-1} (M + \alpha - L)^2} \Big/ \frac{1}{\sum_{L=0}^{K-1} (M + \alpha - L)}.$$

Pour la règle de fusion "OR", les équations de la P_{FA} et de la P_D sont données par

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{FA} = 1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - \prod_{L=0}^{K_i-1} \frac{(M_i - L)}{M_i - L + \alpha_i} \right) = \alpha_0 \\ P_D''(0) = \frac{(1 - P_{FA})}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\prod_{L=0}^{K_i-1} M_i - L}{\prod_{L=0}^{K_i-1} (M_i + \alpha_i - L) - \prod_{L=0}^{K_i-1} (M_i - L)} \right) \sum_{L=0}^{K_i-1} \frac{\alpha_i}{M_i + \alpha_i - L} \\ g(\alpha_1, M_1, K_1) = g(\alpha_j, M_j, K_j), \quad j = 2, \dots, n \end{array} \right. \quad (\text{III.10})$$

III. 4 Optimisation de la détection CFAR distribuée

L'optimisation est l'une des branches les plus importantes des mathématiques appliquées. Elle a été le sujet de nombreuses recherches à la fois pratiques et théoriques. La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche afin de minimiser ou maximiser une fonction objective donnée. Dans cette section, on procède à l'optimisation du système de détection CA-CFAR et OS-CFAR distribué. Nous observons que les expressions globales de la P_{FA} et de la P_D données par (III.5)-(III.10) ont une propriété non linéaire avec les variables à rechercher. Utilisant les méthodes conventionnelles (classiques), l'optimisation se fait par le changement d'une seule variable tout en fixant les autres paramètres. Cependant, ces méthodes cherchent un optimum sur toutes les combinaisons possibles des variables résultantes avec un temps de calcul important et les résultats acquis peuvent être loin de l'optimum. Par la suite, on va présenter les méthodologies d'optimisation basées sur l'algorithme génétique et l'algorithme biogéographique.

III. 4. 1 Optimisation standard

Pour étudier et comprendre le principe d'optimisation du système de détection CFAR distribué ci-dessus, on prend le cas de deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec des observations indépendantes. On cherche alors à trouver l'optimum des multiplicateurs des seuils α_i qui maximise la P_D totale sous la contrainte $P_{FA} = \alpha_0$, où α_0 représente une valeur désirée qui est en général entre 10^{-8} et 10^{-3} . La fonction objective correspondante est donnée par [Barkat and Varshney, 1989].

$$J(\alpha_1, \alpha_2, \lambda) = P_D - \lambda(P_{FA} - \alpha_0) \quad (\text{III.11})$$

où λ est le multiplicateur de Lagrange. Pour déterminer les valeurs optimales des multiplicateurs des seuils, le calcul des dérivées partielles de (III.11) par rapport à α_1 , α_2 et λ sont demandées.

(i) Règle de fusion « AND » : Après la substitution de (III.5) dans (III.11), la dérivée partielle de cette dernière par rapport à α_1 est

$$\frac{\partial J(\alpha_1, \alpha_2, \lambda)}{\partial \alpha_1} = \frac{(1 + \alpha_1)^{M+1} (1 + \alpha_1)^M}{(1 + S + \alpha_1)^{M+1} (1 + S + \alpha_2)^M} - \gamma = 0 \quad (\text{III.12})$$

où $\gamma = \lambda / (1+S)^{2M}$ et $M_1=M_2=M$. Similairement, la dérivée partielle de (III.11) par rapport à α_2 est

$$\frac{\partial J(\alpha_1, \alpha_2, \lambda)}{\partial \alpha_2} = \frac{(1+\alpha_1)^M (1+\alpha_1)^{M+1}}{(1+S+\alpha_1)^M (1+S+\alpha_2)^{M+1}} - \gamma = 0 \quad (\text{III.13})$$

En combinant, (III.12) et (III.13), on trouve

$$\frac{(1+\alpha_1/(1+S))}{(1+\alpha_1)} = \frac{(1+\alpha_2/(1+S))}{(1+\alpha_2)} \quad (\text{III.14})$$

Notant que, $(1+\alpha/(1+S))/(1+\alpha)$, $\forall S > 0$ est une fonction monotone décroissante de α . L'équation (III.14) est vraie si et seulement si $\alpha_1 = \alpha_2$. Finalement la dérivée partielle de (III.11) par rapport à λ donne

$$(1+\alpha_1)^{-M} (1+\alpha_2)^{-M} = \alpha_0 \quad (\text{III.15})$$

La solution de (III.15) pour $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha$ mène

$$\alpha = \alpha_0^{-1/2M} - 1 \quad (\text{III.16})$$

(ii) Règle de fusion « OR » : Après la substitution de (III.6) dans (III.11), les dérivées partielles de cette dernière par rapport à α_1 et α_2 produisent l'égalité suivante

$$\frac{[(1+\alpha_1/(1+S))^{-M} + 1][1+\alpha_1/(1+S)]}{[1+(1+\alpha_1)^M][1+\alpha_1]} = \frac{[(1+\alpha_2/(1+S))^{-M} + 1][1+\alpha_2/(1+S)]}{[1+(1+\alpha_2)^M][1+\alpha_2]} \quad (\text{III.17})$$

Encore, pour $S > 0$, $[(1+\alpha/(1+S))^{-M} + 1][1+\alpha/(1+S)]/[1+(1+\alpha)^M][1+\alpha]$ est une fonction monotone décroissante de α . Alors, (III.17) est satisfaite si $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha$. La solution à partir de l'expression de la P_{FA} donnée par (III.3) est

$$\alpha \approx \left(\frac{2}{\alpha_0} \right)^{1/M} - 1 \quad (\text{III.18})$$

où le terme $P_{FA1}P_{FA2}$ est négligeable. Dans le cas de la détection distribuée OS-CFAR, la fonction objective de (III.11) est non linéaire et nécessite une évaluation numérique pour déterminer α_1 et α_2 . Aussi, pour les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR non identiques ($M_1 \neq M_2$), les méthodes numériques sont appelées pour la recherche d'une combinaison optimale des variables, α_1 , α_2 , K_1 et K_2 .

III. 4. 2 Optimisation par l'algorithme génétique (GA)

Les algorithmes génétiques appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthodes analytiques. Ils utilisent la notion de sélection naturelle et l'appliquent à une population de solutions potentielles au problème donné. Dans le but d'obtenir une recherche simultanée (parallèle) de tous les paramètres, l'AG à codage réel est considéré dans ce travail pour une optimisation globale du système de détection distribuée CA-CFAR et OS-CFAR. Suivant le critère de N-P, la fonction objective à minimisée par l'AG pour le cas des signaux indépendants est donnée par [Mezache and Soltani, 2008]

$$J(\alpha_i, K_i) = w_1 \cdot |1 - P_D| + w_2 \cdot |P_{FA} - \alpha_0| \quad (\text{III.19})$$

Dans le cas de signaux dépendants de puissance inconnue, (3.19) est reformulée par [Liu et al, 2002]

$$J(\alpha_i, K_i) = w_1 |1 - \sigma^2 P_d''(0)| + w_2 |P_f - \alpha_0| + w_3 \sum_{i=2}^n |g(t_1, N_1, K_1) - g(t_i, N_i, K_i)| \quad (\text{III.20})$$

où w_1 , w_2 et w_3 sont des paramètres utilisés pour l'ajustement de la convergence de l'AG. Bien que l'AG a la possibilité d'effectuer une recherche globale d'un optimum, nous n'avons pas besoin de fixer aucun paramètre comme le cas des méthodes de recherche classiques. Dans l'AG, le chromosome contient tous les paramètres qui ont besoin d'être optimisé. La structure du chromosome est exprimée par deux vecteurs de dimensions n et $2n$.

$$\text{Chromosome}_{CA-CFAR} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]_n \quad (\text{III.21})$$

et

$$\text{Chromosome}_{OS-CFAR} = [K_1, K_2, \dots, K_n; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]_{2n} \quad (\text{III.22})$$

L'AG est basé sur la sélection des parents, l'opération du croisement et l'opération de la mutation. Les principales étapes de l'AG à codage réel sont résumées comme suit [Mezache and Soltani, 2008]:

Etape 1 : Produire une population initiale de chromosomes (III.21) ou III.22) et calculer les valeurs initiales de la fonction objective donnée par (III.19) ou (III.20).

Etape 2 : Choisir une paire de chromosomes et employer par exemple l'opérateur de croisement arithmétique entier.

Etape 3 : Exécuter l'opérateur de mutation sur les chromosomes résultants par l'opérateur de croisement utilisant par exemple la mutation Gaussienne.

Etape 4 : Appliquer les contraintes sur les chromosomes résultants par l'opérateur de mutation.

Etape 5 : Créer une nouvelle population et recalculer les valeurs de la fonction objective (III.19) ou (III.20) et passer à l'étape 2 si la convergence n'est pas atteinte.

III. 4. 3 Optimisation par l'algorithme BBO

La BBO est un algorithme stochastique d'optimisation motivé par les mécanismes de la migration des écosystèmes [MA, 2010]. Elle est inspirée des modèles mathématiques de la biogéographie et elle a été initialement développée par Dan Simon [Simon, 2011]. Cet algorithme appartient à une famille des algorithmes évolutionnaires dont le but est d'obtenir une solution optimale à un problème d'optimisation par un processus évolutionnaire.

La biogéographie est l'étude de la distribution de la biodiversité dans l'espace et dans le temps, ce qui permet aux nombreuses espèces animales de migrer vers différents habitats ou îles pour leur survie et une meilleure vie. Dans la science de la biogéographie, une île est définie comme la zone écologique habitée par des plantes particulières ou d'espèces animales et géographiquement isolée d'autres habitats. Chaque île a ses caractéristiques telles que la disponibilité alimentaire, les précipitations, la température, la diversité des espèces, la sécurité, etc (Figure. III. 3). La qualité d'une île est mesurée par son indice d'adéquation (Suitability Index). Les îles avec un indice élevé sont plus adaptées à la vie et ont donc une grande population [Salem, 2014].

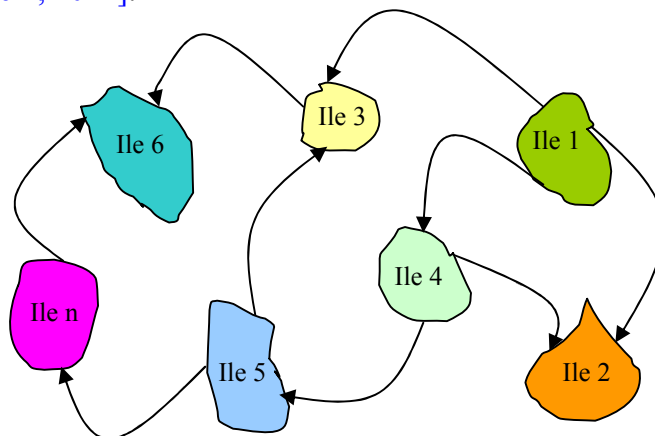


Figure. III. 3: Migration des espèces [Simon, 2008].

L'optimisation par la biogéographie (BBO) utilise un vocabulaire similaire à celui de la Biogéographie (Table. III.1) où chaque habitat est analogue à une solution du problème. Les caractéristiques des solutions (variables de décision) sont appelées variables d'indice d'adéquation (SIV). L'indice d'adéquation de l'habitat (HSI) est analogue au fitness qui permet de mesurer l'adéquation de l'individu. Les habitats avec un HSI élevé ont tendance à avoir un grand nombre d'espèce, un taux d'immigration faible et un taux d'émigration élevé. Inversement, les habitats avec un HSI faible ont un faible nombre d'espèces, un taux d'immigration élevé et un taux d'émigration faible [Simon, 2008].

L'algorithme BBO nécessite l'emploi de certains termes dont il est utile de préciser la définition.

Table. III. 1: Terminologie de la BBO.

La biogéographie	Algorithme BBO
Habitat ou île	Solution du problème
HSI	Qualité de la solution (fonction coût)
SIV	Les variables du problème d'optimisation

Le SIV est une variable entière, réelle ou booléenne qui caractérise l'habitabilité d'une île. Un habitat H est une solution du problème représentée généralement par un vecteur initialisé aléatoirement par des variables d'indice d'adéquation. La structure de l'habitat est analogue à celle de l'AG donnée par (III.21) ou (III.22). La population est un ensemble de plusieurs habitats. Un HSI équivalant au fitness, associe une valeur pour chaque individu. Cette valeur a pour but d'évaluer le degré d'adaptation d'un individu à son environnement. Le taux d'immigration $\lambda(H_i)$ est le taux d'entrée des variables (SIV) à un habitat. Le taux d'émigration $\mu(H_i)$ est le taux de sortie des variables (SIV) d'un habitat. L'organigramme de l'algorithme BBO est donné par la Figure. III. 4.

L'algorithme BBO est défini par cinq paramètres ; n (taille de la population), g_{max} (nombre de génération), I (taux maximum possible d'immigration), E (taux maximum possible d'émigration), m_{max} (taux maximum de la mutation) et s_{max} (nombre maximum des espèces dans l'habitat). Les étapes d'optimisation des systèmes de détection CA-CFAR et OS-CFAR distribuée sont résumés comme suit [Simon, 2008]:

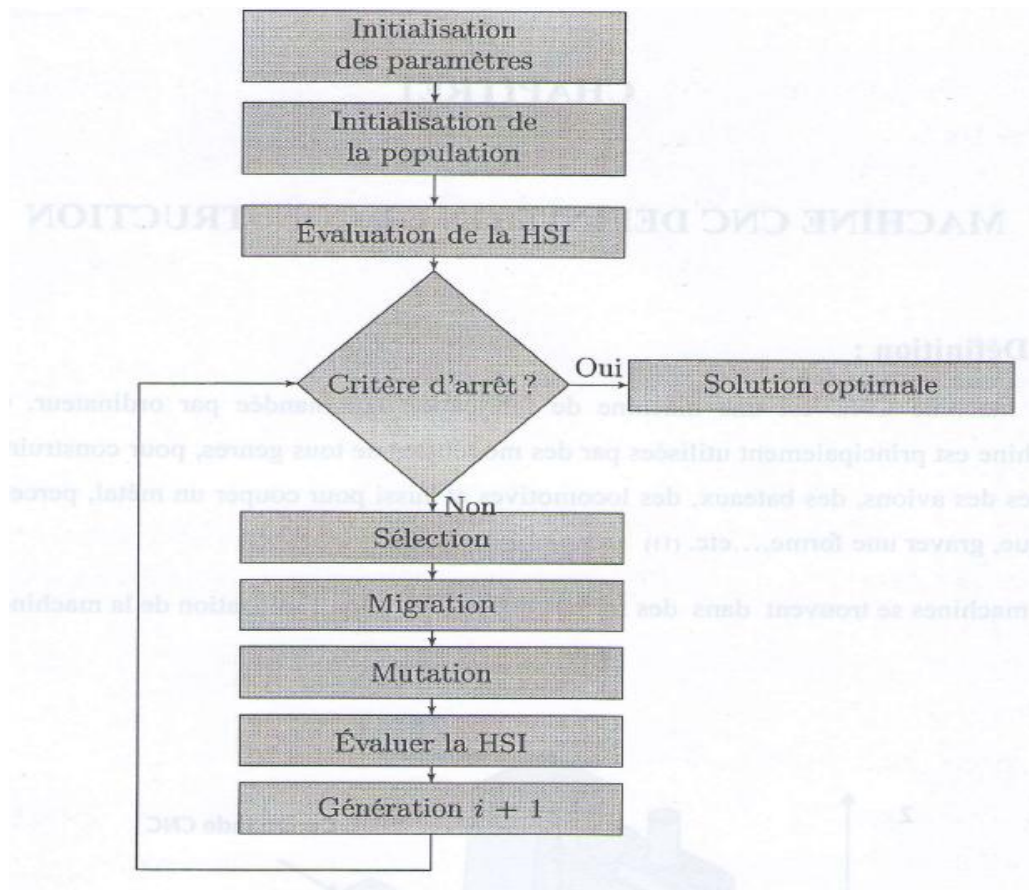


Figure. III. 4: Organigramme général de l'algorithme BBO.

Étape 1 : Initialiser aléatoirement une population de n habitats (III.21) ou (III.22) avec une taille constante pour chaque génération.

Étape 2 : Evaluer la fonction HSI donnée par (III.19) ou (III.20) à chaque solution candidate.

Étape 3 : Sélectionner les habitats à l'aide de la fonction d'adaptation utilisant la sélection par roulette, la sélection par rang, la sélection par tournoi ou la sélection par Elitisme.

Étape 4 : Appliquer l'opérateur probabiliste de migration qui représente le mouvement des espèces entre les différents habitats. Chaque solution H_i a son propre taux d'immigration λ_i et taux d'émigration μ_i donnés par

$$\begin{cases} \lambda_i = I(1 - k_i / n) \\ \mu_i = E(k_i / n) \end{cases} \quad (\text{III.23})$$

où k_i représente le rang du $i^{\text{ème}}$ habitat après le tri de tous les habitats en fonction de leur HSI. La Figure. III. 5 illustre deux solutions candidates S_1 et S_2 à un problème en utilisant des courbes d'immigration et d'émigration symétrique ($E=I$). S_1 représente une mauvaise solution et S_2 représente une meilleure solution. La probabilité d'immigration pour S_1 sera donc plus

élevée que celle de S_2 tandis que la probabilité d'émigration pour S_1 sera inférieure à la probabilité d'émigration pour S_2 .

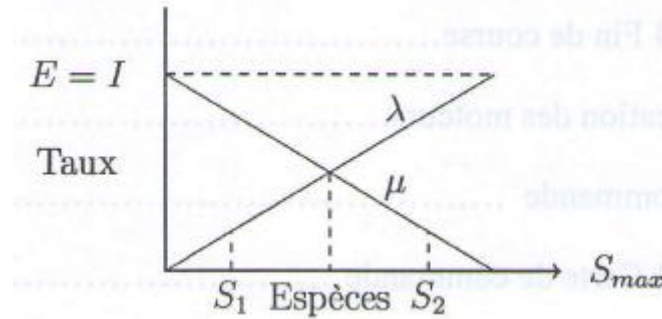


Figure. III. 5: Illustration de deux solutions candidates S_1 et S_2 [Simon, 2008].

Etape 5 : Appliquer l'opérateur probabiliste de mutation pour modifier un ou plusieurs SIV d'une solution sélectionnée en se basant sur sa probabilité d'existence P_{ig} pour la génération g . La probabilité ou le taux de mutation m_i est calculée par

$$m_i = m_{\max} (1 - P_{ig} / P_{\max}) \quad (\text{III.24})$$

où m_{\max} et P_{\max} représentent respectivement le taux maximum de mutation et la probabilité maximale d'existence. Le calcul de P_{ig} est donné par

$$P_{ig} = P_{ig-1} + \dot{P}_{ig} \quad (\text{III.25})$$

Les valeurs de $P_i = P_{ig}$ sont initialisées au début de l'algorithme par $1/n$ pour chaque habitat.

$\dot{P}_i = \dot{P}_{ig}$ est le changement de probabilité d'existence de l'habitat i donné par [Salem, 2014].

$$\dot{P}_{ig} = \begin{cases} -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \mu_{i+1}P_{i+1} & i = 1 \\ -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \lambda_{i-1}P_{i-1} + \mu_{i+1}P_{i+1} & 2 \leq i < n \\ -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \lambda_{i-1}P_{i-1} & i = n \end{cases} \quad (\text{III.26})$$

Etape 6 : Appliquer les contraintes sur les habitats résultants par l'opérateur de mutation.

Etape 7 : Créer une nouvelle population et recalculer les valeurs HSI utilisant (III.19) ou (III.20) et passer à l'étape 2 si la convergence n'est pas satisfaite.

III. 5 Résultats de simulations

Dans cette section, nous exploitons l'AG et l'algorithme BBO décrits dans la section précédente pour l'optimisation de n détecteurs distribués CA-CFAR et OS-CFAR. Pour se

faire, les espaces de recherche des variables sont précisés par $\alpha_i \in [0, 10]$ et $K_i \in [1, M_i]$. Dans toutes les simulations, les paramètres d'ajustement de la convergence de chaque algorithme sont fixés tout le long de générations, i.e., $w_1=1$, $w_2=1/\alpha_0$ et $w_3=1$. La Table. III. 2 montre les valeurs des paramètres des algorithmes d'optimisation (AG & BBO) utilisées dans les simulations par le logiciel Matlab.

Table. III. 2: Valeurs des paramètres de l'AG et BBO.

GA [Mezache and Soltani, 2008]	BBO [Simon, 2008]
- Taille de la population : $n=30$	- Nombre d'habitats : $n=50$
- Probabilité de sélection : $P_t=0.75$	- Taux d'immigration : $\mu_i = \text{linspace}(1,0,n)$
- Probabilité du croisement : $P_c=0.8$	- Taux d'émigration : $\lambda_i = 1 - \mu_i$
- Probabilité de la mutation : $P_m=0.02$	- Taux de la mutation : $m_i=0.1$
- Nombre de génération : $g=2000$	- Nombre de génération : $g=2000$

III. 5. 1 Performance de détection CFAR distribuée avec puissance connue

Dans cette situation, nous commençons par l'analyse de la détection distribuée CA-CFAR donnée par les équations (III.5) et (III.6) en utilisant 2, 3, 5 et 7 senseurs identiques avec $M_i = 40$ et $S_i = 20$. En effet, les différents seuils, α_i qui ont des valeurs similaires sont optimisés par l'AG et l'algorithme BBO. On observe dans la Table. III. 3 que les approches d'optimisation GA et BBO offrent les mêmes résultats de la probabilité de détection globale, car nous avons qu'une seule variable à optimiser, c'est-à-dire $\alpha_i = \alpha$.

Notre deuxième expérience est la détermination des seuils inconnus au moyen des méthodes GA et BBO lorsque les détecteurs CA-CFAR sont non identiques, $M_1 = 16$, $M_2 = 24$ et $M_3 = 32$. En comparant avec les résultats de l'AG dans le cas de la règle de fusion "AND", l'algorithme BBO fournit les meilleures valeurs de la P_D comme indiquées dans la Table. III. 4. Si la règle de fusion "OR" est appliquée, les outils BBO et AG délivrent presque des valeurs équivalentes de la P_D comme montrées par la Table. III. 5. L'évolution de la fonction de fitness donnée par (III.19) en fonction du nombre de génération ainsi que la P_D en fonction du S (SNR) sont illustrées par les Figures. III. 6. a et III. 6. b en utilisant la règle de fusion "AND". Comme prévu, en fonction des valeurs de la P_{FA} , il est clair que les meilleures performances de détection sont obtenues lorsque la P_{FA} est importante. En outre, la maximisation de la P_D est directement proportionnelle aux valeurs souhaitées de la P_{FA} . Pour

des senseurs non identiques utilisant la règle de fusion "OR", les mêmes remarques sont acquises que précédemment par les Figures. III. 7. a et III. 7. b.

Table. III. 3: Meilleurs seuils de détecteurs distribués CA-CFAR identiques utilisant les méthodes AG et BBO avec $M_i = 40$, $S_i = 20$ et la règle de fusion "OR".

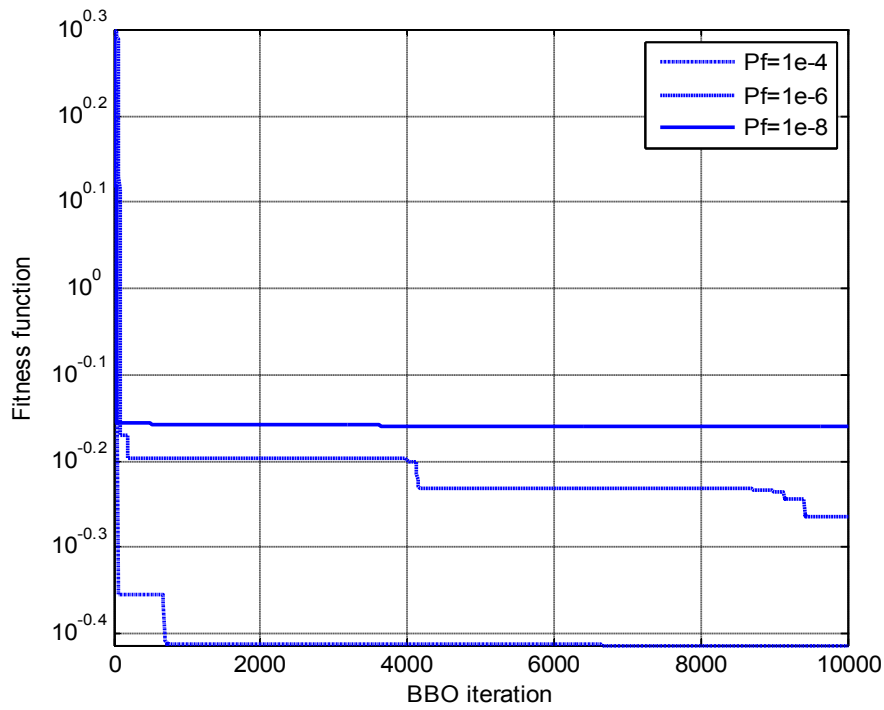
Méthode d'optimisation	$P_{FA}=\alpha_0$	$n=2$	$n=3$	$n=5$	$n=7$
GA	10^{-4}	$\alpha_i=0.2809$ $P_D=0.8300$	$\alpha_i=0.2940$ $P_D=0.9224$	$\alpha_i=0.3106$ $P_D=0.9827$	$\alpha_i=0.3217$ $P_D=0.9959$
	10^{-6}	$\alpha_i=0.4372$ $P_D=0.6848$	$\alpha_i=0.4519$ $P_D=0.8116$	$\alpha_i=0.4705$ $P_D=0.9298$	$\alpha_i=0.4830$ $P_D=0.9729$
	10^{-8}	$\alpha_i=0.6126$ $P_D=0.5329$	$\alpha_i=0.6290$ $P_D=0.6673$	$\alpha_i=0.6500$ $P_D=0.8264$	$\alpha_i=0.6639$ $P_D=0.6072$
BBO	10^{-4}	$\alpha_i=0.2809$ $P_D=0.8300$	$\alpha_i=0.2940$ $P_D=0.9224$	$\alpha_i=0.3106$ $P_D=0.9827$	$\alpha_i=0.3217$ $P_D=0.9959$
	10^{-6}	$\alpha_i=0.4372$ $P_D=0.6848$	$\alpha_i=0.4519$ $P_D=0.8116$	$\alpha_i=0.4705$ $P_D=0.9298$	$\alpha_i=0.4830$ $P_D=0.9729$
	10^{-8}	$\alpha_i=0.6126$ $P_D=0.5329$	$\alpha_i=0.6290$ $P_D=0.6673$	$\alpha_i=0.6500$ $P_D=0.8264$	$\alpha_i=0.6639$ $P_D=0.6072$

Table. III. 4: Seuils optimaux de détecteurs distribués CA-CFAR non identiques utilisant les méthodes AG et BBO pour $M_1 = 16, M_2 = 24, M_3 = 32, S_i = 20$ et la règle de fusion "AND".

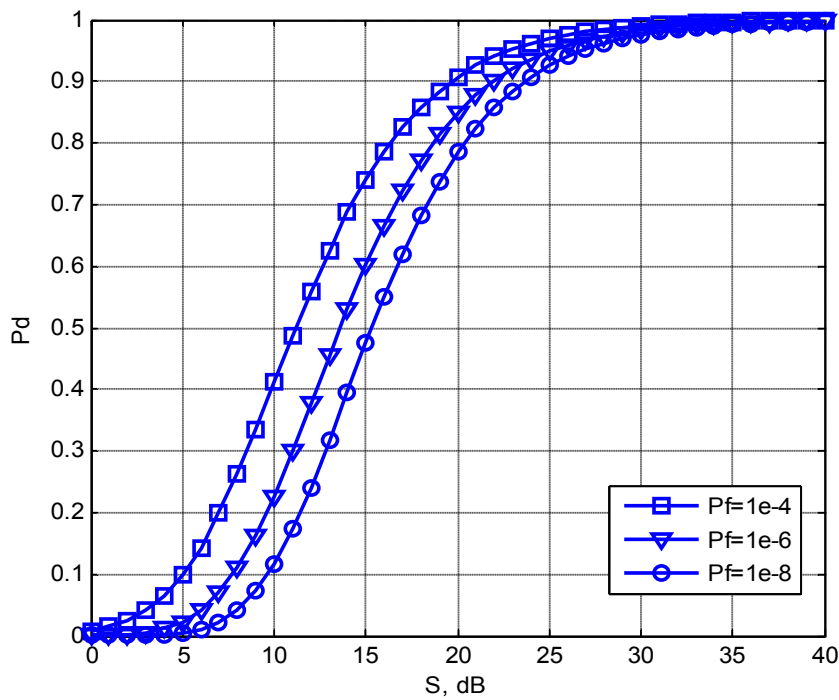
Méthode d'optimisation	$P_{FA} = \alpha_0$	α_1	α_2	α_3
GA	10^{-4}	0.1531	0.1150	0.1445
		$P_D = 0.6271$		
	10^{-6}	0.1770	0.2150	0.2266
		$P_D = 0.4857$		
	10^{-8}	0.3045	0.3804	0.2226
		$P_D = 0.3684$		
BBO	10^{-4}	0.1289	0.1255	0.1486
		$P_D = 0.6272$		
	10^{-6}	0.2065	0.2150	0.2115
		$P_D = 0.4860$		
	10^{-8}	0.2830	0.2497	0.3282
		$P_D = 0.3700$		

Table. III. 5 : Seuils optimaux de détecteurs distribués CA-CFAR non identiques utilisant les méthodes AG et BBO pour $M_1 = 16, M_2 = 24, M_3 = 32, S_i = 20$ et la règle de fusion "OR".

Méthode D'optimisation	$P_{FA} = \alpha_0$	α_1	α_2	α_3
GA	10^{-4}	0.9114	0.5405	0.3754
		$P_D = 0.9025$		
	10^{-6}	1.5352	0.8599	0.5964
		$P_D = 0.7524$		
	10^{-8}	2.3957	1.2512	0.8407
		$P_D = 0.5584$		
BBO	10^{-4}	0.8762	0.5293	0.4018
		$P_D = 0.9018$		
	10^{-6}	1.5268	0.8646	0.5962
		$P_D = 0.7524$		
	10^{-8}	2.3798	1.2541	0.8432
		$P_D = 0.5584$		



(a)

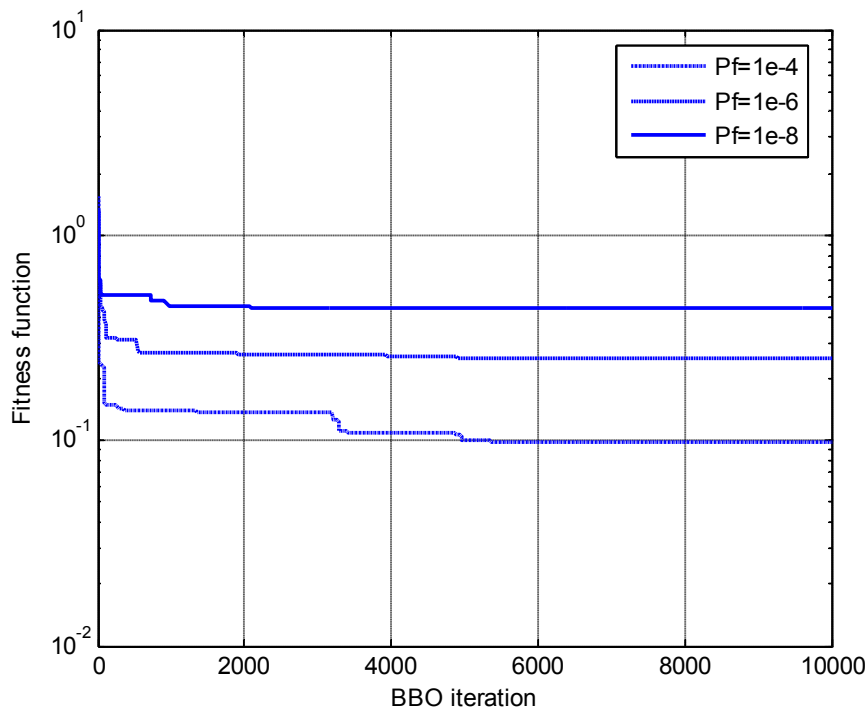


(b)

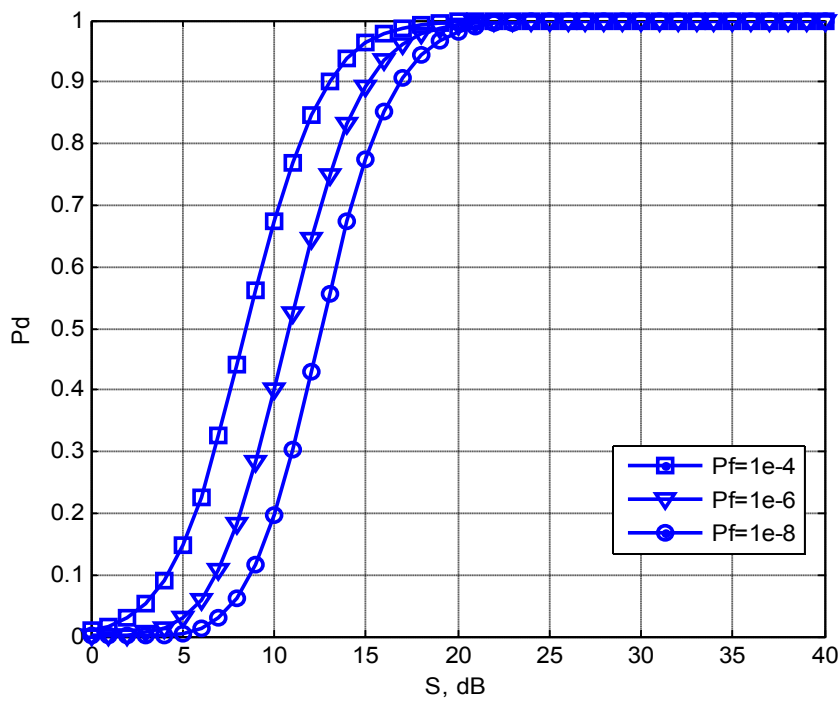
Figure. III. 6: Performances de détection CA-CFAR distribuée utilisant l'algorithme BBO pour $M_1 = 16$, $M_2 = 24$, $M_3 = 32$ et la règle de fusion "AND"

(a) La fonction fitness avec $S_i = 20$

(b) La P_D en fonction de S .



(a)



(b)

Figure. III. 7: Performances de détection CA-CFAR distribuée utilisant l'algorithme BBO pour $M_1 = 16, M_2 = 24, M_3 = 32$ et la règle de fusion "OR".

(a) La fonction fitness avec $S_i = 20$

(b) La P_D en fonction de S .

III. 5. 2 Détection CFAR distribuée avec une puissance inconnue

Dans le cas de signaux dépendants de puissance inconnue, nous comparons les performances de détecteurs OS-CFAR distribués en utilisant les méthodes AG et BBO. Dans cette étude, deux senseurs sont considérés de tailles différentes de la fenêtre de référence, $M_1 = 6$ et $M_2 = 20$. Les paramètres optimaux sont trouvés dans les Tables. III. 6 et III. 7 pour les règles de fusion "AND" et "OR" respectivement. Une observation immédiate sur ces tables s'avère que l'approche BBO fournit dans la majorité des cas des meilleures valeurs de la P_D . Cette amélioration est expliquée par l'efficacité de l'algorithme BBO par rapport à l'AG lorsque l'optimisation des fonctions objectives devient un peu complexe.

Table. III. 6: Comparaisons de la détection CFAR via les méthodes AG et BBO dans le cas de détecteurs OS-CFAR non identiques avec une puissance inconnue, $M_1 = 16$, $M_2 = 20$ et la règle de fusion "AND".

$P_{FA} = \alpha_0$	BBO	GA
10^{-4}	$\alpha_1=3.6178, \alpha_2=3.0954$ $K_1=12, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.500e-3}$	$\alpha_1= 3.156, T_2=3.539$ $K_1=13, K_2=17$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.552e-3}$
10^{-5}	$\alpha_1= 4.6611, \alpha_2=4.1103$ $K_1=12, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.860e-4}$	$\alpha_1= 2.878, \alpha_2=5.162$ $K_1=15, K_2=16$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.863e-4}$
10^{-6}	$\alpha_1= 5.7803, \alpha_2=5.2269$ $K_1=12, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{2.1506e-5}$	$\alpha_1= 5.937, \alpha_2=6.073$ $K_1=12, K_2=17$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{2.148e-5}$

Table. III. 7: Comparaisons de la détection CFAR via des méthodes AG et BBO dans le cas de détecteurs OS-CFAR non identiques avec une puissance inconnue, $M_1 = 16$, $M_2 = 20$ et la règle de fusion "OR".

$P_{FA} = \alpha_0$	BBO	GA
10^{-4}	$\alpha_1=5.9420, \alpha_2=7.6778$ $K_1=15, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{2.900e-3}$	$\alpha_1= 5.3610, \alpha_2=7.703$ $K_1=16, K_2=17$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.418e-3}$
10^{-5}	$\alpha_1= 8.2147, \alpha_2=10.6284$ $K_1=15, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{3.3683e-4}$	$\alpha_1= 9.7140, \alpha_2=8.6910$ $K_1=15, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.662e-4}$
10^{-6}	$\alpha_1= 10.8951, \alpha_2=14.0889$ $K_1=15, K_2=18$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{3.7978e-5}$	$\alpha_1= 10.12, \alpha_2=9.179$ $K_1=16, K_2=19$ $\sigma^2 P_d^*(0) = \mathbf{1.873e-5}$

III. 6 Conclusion

Dans ce chapitre, l'optimisation de la détection CFAR distribuée en présence du bruit Gaussien a été analysée à l'aide des outils AG et BBO. Deux procédures de détection ont été envisagées à savoir le détecteur distribué CA-CFAR qui fonctionne en environnement homogène et le détecteur OS-CFAR qui s'adapte à l'environnement hétérogène causé par la présence des cibles interférentes dans les fenêtres de référence amont et aval de la cellule sous test. Les performances de détection ont été évaluées et comparées en fonction des règles de fusion "AND" et "OR" présélectionnées au niveau du centre de fusion ainsi que les valeurs de la probabilité de fausse alarme. Dans certains cas, les résultats obtenus ont montré les améliorations de la probabilité de détection globale si l'algorithme BBO est employé.

Conclusion Générale

Ce mémoire portait essentiellement sur l'optimisation de la détection distribuée des cibles en environnements homogènes et hétérogènes de clutter Gaussien largement répandu chez les radaristes. Dans ce contexte, les algorithmes CA-CFAR et OS-CFAR ont été généralisés en fonction des règles de fusion « AND » et « OR ». Spécifiquement, le travail présenté dans ce manuscrit propose l'élaboration d'une technique d'optimisation récente basée la biogéographie (BBO) à l'amélioration et le perfectionnement de la détection CA-CFAR et la détection OS-CFAR décentralisées.

Dans la première partie du manuscrit, nous avons expliqué le principe de fonctionnement, les classifications et les différents composants d'un radar. La problématique de la modélisation du clutter, l'estimation de ses paramètres et la détection CFAR pour des cibles noyées dans un clutter a été discutée. A partir des distributions générales, une série de modèles statistiques du clutter de mer ou du sol a été également présentée sous forme de tableaux. Enfin, les modèles des cibles et les critères de la théorie de décision classique ont été présentés. Dans le chapitre qui se suit, on va donner les développements mathématiques des probabilités de fausse alarme et de détection pour un certain nombre de détecteurs CFAR. Ces derniers fonctionnent dans un bruit blanc Gaussien homogène et hétérogène.

Dans la deuxième partie de ce travail, quelques algorithmes CFAR les plus utilisés dans la détection des cibles radar ont été présentés. En présence du bruit blanc Gaussien (cas des milieux atmosphériques), les développements mathématiques des probabilités de fausse alarme et de détection pour les détecteurs CA-CFAR, OS-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR ont été détaillés. Le fonctionnement des détecteurs CMLD-CFAR et TM-CFAR ont été expliqués brièvement. La cible est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Les courbes du ROC et de la P_{FA} ont été illustrées et interprétées.

Enfin, l'optimisation de la détection CFAR distribuée en présence du bruit Gaussien a été analysée à l'aide des outils AG et BBO. Deux procédures de détection ont été envisagées à savoir le détecteur distribué CA-CFAR qui fonctionne en environnement homogène et le

détecteur OS-CFAR qui s'adapte à l'environnement hétérogène causé par la présence des cibles interférentes dans les fenêtre de référence amont et aval de la cellule sous test. Les performances de détection ont été évaluées et comparées en fonction des règles de fusion "AND" et "OR" présélectionnées au niveau du centre de fusion ainsi que les valeurs de la probabilité de fausse alarme. Dans certains cas, les résultats obtenus ont montré les améliorations de la probabilité de détection globale si l'algorithme BBO est employé.

L'étude des radars reste un domaine très difficile et multidisciplinaire est plain de perspectives de recherche telles que l'étude des milieux non homogènes et des cas de types de radar bien précis. Comme une continuité de ce travail, nous proposons d'étudier les performances de détection distribuée GO-CFAR et SO-CFAR par le biais de la méthode d'optimisation BBO.