

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

École Nationale Polytechnique  
Département d'Électronique



Projet de Fin d'Études

Étudié par

**Boussad FERRAH**

**Saïd ATTA**

Pour l'obtention du diplôme

INGÉNIEUR D'ÉTAT EN ÉLECTRONIQUE

Intitulé

**Étude et implémentation sur DSP  
d'un nouveau détecteur radar  
à taux de fausses alarmes constant**

Encadré par

**B. MAGAZ**

Doctorant, CRD-DAT, Réghaïa

**A. BELOUHRANI**

Professeur, ENP, Alger

Promotion Juin 2008

*À mes très chers parents  
À mes frères  
À mes sœurs  
À ma très chère B.Nadia et sa famille  
Aux familles Saadi, Slamani, Ait hamadouche et Slaïm  
À tous mes amis*

*B. Ferrah*

*À mes parents  
À mes frères  
À mes sœurs  
À mes amis Tahar Achour et son homonyme*

*S. Atta*

# Remerciements

Nous exprimons notre reconnaissance à Monsieur B. Magaz d'avoir joué pleinement son rôle de promoteur en étant à nos côtés tout au long de l'étude de notre projet. Ses conseils et orientations nous ont guidés jusqu'à l'aboutissement de ce travail.

Nous remercions notre co-promoteur le Professeur A. Belouchrani pour ses remarques pertinentes qui ont apporté une amélioration certaine à notre travail. Nous le remercions également d'avoir examiné notre travail et proposé des modifications constructives.

Nous remercions aussi le Directeur du centre de recherche CRD-DAT de Réghaïa, Monsieur M. Lefcih, ainsi que tout le personnel du centre, de nous avoir accueillis chez eux et mis à notre disposition les moyens qui ont permis la réalisation de ce travail.

Nos remerciements vont aussi à Messieurs les membres du jury d'avoir bien voulu examiné ce travail.

Que tous ceux et toutes celles qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de notre travail trouvent ici nos sincères remerciements et l'expression de notre reconnaissance.

## ملخص

في هذه الدراسة، كاشف زأدار جأء بنسبة الأ نأارات الأاطئة ثابتة تم تحلله. هذا الكاشف، إسمه ALC - CFAR ، عبارة عن جمع خطي بين الكاشفين CA - CFAR و OS - CFAR . الكاشف CA - CFAR أكثر دقة من OS - CFAR عندما لا توجد أهداف متأاخلة، و العكس، إذا توجد أهداف متأاخلة. دقة ALC - CFAR حللت في النوع الأول لسوئرلن و قورنت مع دقة CA - CFAR و OS - CFAR بإ استخدام تقنية التمثيل موتتي كارلو. هذه التقنية تظهر أن الكاشف ALC - CFAR يتصرف مثل CA - CFAR في غياب الأهداف المتأاخلة و مثل OS - CFAR في حالة وجودها. تم تطبيق خورزمية ALC - CFAR عل لوحة DSK6711 ، في هذا التطبيق، شروط الوقت الحقيقي للكاشف بالزأدار أأخذت بعين الإعتبار.

كلمات مفتاحية الكشف بالزأدار، الكاشف CFAR ، كاشف بنسبة الأ نأارات الأاطئة ثابتة، CA - CFAR ، OS - CFAR ، ALC - CFAR ،

## Résumé

Dans cette étude, un nouveau détecteur radar à taux de fausses alarmes constant est proposé et analysé. Ce détecteur, baptisé ALC-CFAR, est une combinaison linéaire des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR. Le détecteur CA-CFAR est plus performant que l'OS-CFAR lorsqu'il n'y a pas de cibles interférentes et l'inverse s'il y a une ou plusieurs cibles interférentes. Les performances de l'ALC-CFAR sont analysées dans le cas 1 de Swerling et comparées à celles du CA-CFAR et de l'OS-CFAR en utilisant la méthode de simulation Monte-Carlo. Ces simulations montrent que le détecteur ALC-CFAR se comporte comme le CA-CFAR en absence de cibles interférentes et comme l'OS-CFAR en présence d'une ou de plusieurs cibles interférentes. Une implémentation sur carte DSK6711 de l'algorithme ALC-CFAR est développée. Dans cette implémentation, les exigences temps réel de la détection radar sont prises en compte.

**Mots-clés** Détection radar, Détection CFAR, Détection à taux de fausses alarmes constant, CA-CFAR, OS-CFAR, ALC-CFAR, DSK6711.

## Abstract

In this study, a new constant false alarm rate radar processor is proposed and analysed. The new CFAR processor is an Adaptive Linear Combination (ALC-CFAR) of CA-CFAR and OS-CFAR processors. The CA-CFAR processor is designed to operate in an homogeneous environment, while the OS-CFAR processor works in multiple target situations. The ALC-CFAR performances under the Swerling 1 assumption are analysed and compared with those of CA-CFAR and OS-CFAR using Monte-Carlo simulations. This simulations show that the ALC-CFAR processor behaves like the CA-CFAR in an homogeneous environment and like the OS-CFAR in a multiple target environment. An implementation of the ALC-CFAR algorithm on the DSK6711 evaluation board is developed. Real-time performances of the implementation are considered.

**Keywords** Radar detection, CFAR detection, CA-CFAR, OS-CFAR, ALC-CFAR, DSK6711.

# Table des matières

Couverture	1
Dédicaces	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Table des matières	iv
Table des figures	vi
Liste des tableaux	viii
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Généralités</b>	<b>3</b>
1.1 Principe du radar	3
1.2 Constitution d'un radar	4
1.3 Bruit et détection radar	6
1.4 Équation radar	7
1.5 Ambiguïté en distance	9
1.6 Radar et effet Doppler	9
1.7 Modèles de cibles fluctuantes	10
1.7.1 Modèle 1 de Swerling	11
1.7.2 Modèle 2 de Swerling	12
1.7.3 Modèle 3 de Swerling	12
1.7.4 Modèle 4 de Swerling	12
1.7.5 Modèle 0 ou 5 de Swerling	12
1.8 Critères de décision	13
1.8.1 Critère de Bayes	15
1.8.2 Critère de Neyman-Pearson	16
1.9 Conclusion	17
<b>2 Techniques de détection radar</b>	<b>18</b>
2.1 Détection classique	18
2.2 Détection adaptative	21
2.2.1 État de l'art de la détection CFAR	23
2.2.2 Le détecteur CA-CFAR	25
2.2.2.1 Étude probabiliste	26

2.2.2.2	Simulation	29
2.2.3	Le détecteur OS-CFAR	32
2.2.3.1	Étude probabiliste	33
2.2.3.2	Simulation	34
2.2.4	Comparaison CA-CFAR/OS-CFAR	36
2.3	Conclusion	37
<b>3</b>	<b>Système de détection proposé</b>	<b>38</b>
3.1	Principe	38
3.2	Étude du coefficient $\alpha$	41
3.3	Facteur d'échelle	44
3.4	Simulation et comparaison	45
3.5	Conclusion	48
<b>4</b>	<b>Implémentation sur DSP</b>	<b>49</b>
4.1	Présentation de la carte DSK6711	49
4.1.1	Description du DSP TMS320C6711	50
4.1.1.1	Mémoire	51
4.1.1.2	Périphériques	51
4.2	Implémentation de l'algorithme ALC-CFAR	51
4.3	Démarche suivie	52
4.4	Performances temps réel	54
4.5	Conclusion	56
	<b>Conclusion générale</b>	<b>58</b>
	<b>Annexe</b>	<b>60</b>
	<b>Abaques du facteur d'échelle <math>T</math> pour l'ALC-CFAR</b>	<b>60</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>66</b>

# Table des figures

1.1	Diagramme d'un radar à impulsions. . . . .	4
1.2	Signaux d'un radar à impulsions. . . . .	5
1.3	Illustration de l'ambiguïté en distance. . . . .	9
2.1	Structure du volume de surveillance d'un radar. . . . .	19
2.2	Diagramme d'un détecteur classique. . . . .	20
2.3	Diagramme d'un détecteur adaptatif. . . . .	21
2.4	Processeur CFAR. . . . .	22
2.5	Processeur CA-CFAR. . . . .	26
2.6	Évolution du seuil du détecteur CA-CFAR selon le degré d'homogénéité de l'environnement. . . . .	29
2.7	Probabilité de détection du CA-CFAR en fonction du rapport signal sur bruit avec $P_{fa}$ comme paramètre. . . . .	30
2.8	Probabilité de détection du CA-CFAR en fonction du rapport signal sur bruit avec $N$ comme paramètre. . . . .	31
2.9	Processeur OS-CFAR. . . . .	32
2.10	Évolution du seuil du détecteur OS-CFAR selon le degré d'homogénéité de l'environnement. . . . .	35
2.11	Comparaison des probabilités de détection du CA-CFAR et de l'OS-CFAR en environnement homogène. . . . .	36
2.12	Comparaison des probabilités de détection du CA-CFAR et de l'OS-CFAR dans un environnement à une seule cible interférente. . . . .	37
3.1	Processeur ALC-CFAR. . . . .	39
3.2	Illustration de l'étape 1 du calcul de $\alpha$ . . . . .	40
3.3	Variations du seuil de l'ALC-CFAR selon $\alpha$ . . . . .	42
3.4	Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans un milieu homogène. . . . .	45
3.5	Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans environnement à une seule cible interférente. . . . .	46
3.6	Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans environnement à 3 cibles interférentes. . . . .	47
3.7	Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans environnement à 5 cibles interférentes. . . . .	47
4.1	La carte DSK6711. . . . .	50
4.2	Diagramme simplifié du DSP TMS320C6711. . . . .	51
4.3	Illustration des tampons utilisés dans le programme. . . . .	53
4.4	Temps de test de la portée en fonction du nombre de cellules. . . . .	56

1	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-2}$ à $10^{-3}$ . . . . .	61
2	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-3}$ à $10^{-4}$ . . . . .	61
3	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-4}$ à $10^{-5}$ . . . . .	62
4	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-5}$ à $10^{-6}$ . . . . .	62
5	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-6}$ à $10^{-7}$ . . . . .	63
6	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-7}$ à $10^{-8}$ . . . . .	63
7	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-8}$ à $10^{-9}$ . . . . .	64
8	Abaque de $T$ pour $P_{fa} = 10^{-9}$ à $10^{-10}$ . . . . .	64

# Liste des tableaux

2.1	Valeurs du facteur d'échelle du CA-CFAR. . . . .	28
2.2	Valeurs du facteur d'échelle de l'OS-CFAR pour $k = 0.75N$ . . . . .	34
3.1	Moyenne de $\alpha$ pour différentes valeurs de $N$ lorsqu'il y a du bruit seul. . . . .	43
3.2	Moyenne de $\alpha$ pour différentes valeurs de $N$ en présence d'une seule cible interférente de SNR = 15 dB. . . . .	43
3.3	Valeurs du facteur d'échelle de l'ALC-CFAR pour $K = K_{OS} = 0.75N$ . . . . .	45
4.1	Temps de test d'une cellule selon le nombre $N$ de cellules de référence. . . . .	54
4.2	Paramètres du radar ASR9. . . . .	55
4.3	Portée traitable en temps réel selon le nombre $N$ de cellules de référence. . . . .	56

# Introduction

Depuis son invention dans les années 1930 à nos jours, le radar ne cesse d'évoluer. Cet appareil a bénéficié d'une avancée importante durant la Seconde Guerre mondiale pour répondre à des besoins militaires en matière de défense aérienne. Après sa fonction première de détecteur de cibles, le radar est devenu capable de fournir diverses indications chiffrées sur les cibles détectées, telles que l'incontournable distance, la vitesse, etc.

Cependant, avant de procéder à toute mesure, telle que la distance d'une cible ou sa vitesse, le radar doit d'abord s'assurer de la présence d'une cible. L'opération qui consiste à décider si une cible est oui ou non présente dans le volume surveillé par le radar s'appelle *détection radar*. D'une manière simplifiée, la détection consiste à comparer l'amplitude du signal reçu par le radar à une amplitude seuil dite *seuil de détection*. Si l'amplitude du signal dépasse le seuil de détection, alors ce signal est considéré comme étant l'écho d'une cible. Le seuil de détection peut être fixe ou variable. Le signal radar est toujours accompagné d'un bruit. Si le niveau du bruit augmente, il y a un risque que l'amplitude du signal dépasse le seuil même en absence de cible ; si ce dépassement arrive, on dit qu'il y a une *fausse alarme*. Le nombre de fausses alarmes qui surviennent par unité de temps est appelé *taux de fausses alarmes* [1].

Dans les détecteurs radar dits classiques, le taux de fausses alarmes est soumis aux variations du niveau de bruit accompagnant le signal, alors que le seuil de détection reste fixe. L'augmentation du taux de fausses alarmes peut devenir intolérable si le niveau de bruit est trop élevé. En 1968, Finn et Jonhson [2] ont proposé de faire l'inverse : fixer le taux de fausses alarmes en variant le seuil de détection. Dans cette proposition, le seuil de détection est calculé en multipliant la moyenne du signal, sur un intervalle de temps donné, par une

constante, appelée *facteur échelle*, qui dépend du taux fixé de fausses alarmes. Le taux de fausses alarmes est ainsi devenu moins sensible aux aléas du bruit. Depuis, la *détection à taux de fausses alarmes constant*, appelée aussi *détection adaptative*, ne cesse de gagner du terrain et des dizaines de détecteurs *CFAR* (*Constant False Alarm Rate*) ont été proposés.

Les statistiques sont incontournables dans l'étude du problème de la détection radar en raison de la nature aléatoire du bruit. Dans tous les détecteurs CFAR proposés, il est supposé que le signal suive un certain modèle statistique. Chaque détecteur est conçu pour fonctionner dans une situation donnée mais perd ses avantages dans d'autres situations. Parmi les détecteurs CFAR existants, le CA-CFAR (*Cell Averaging CFAR*) et l'OS-CFAR (*Ordered Statistic CFAR*) auxquels nous porterons un intérêt particulier dans la présente étude, qui a pour objet un nouveau détecteur CFAR (encore un). Le nouveau détecteur se propose de réunir les avantages de ces deux détecteurs tout en évitant leurs défauts.

Le présent document est organisé en quatre chapitres comme suit.

**Chapitre 1** Il est consacré à l'exposition de notions fondamentales de radar, utiles à la compréhension des chapitres suivants. Parmi ces notions, le principe de fonctionnement et les constituants essentiels d'un radar, le bruit dans les radars, l'équation radar, des outils statistiques utilisés en détection radar, dont les modèles de cibles fluctuantes.

**Chapitre 2** Dans ce chapitre, les techniques de détection classique et adaptative sont présentées en insistant sur celle-ci. Le principe de fonctionnement des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR est exposé et leurs performances analysées et comparées.

**Chapitre 3** Un nouveau système de détection à taux de fausses alarmes constant est proposé. Après avoir décrit son principe de fonctionnement, les performances du nouveau détecteur sont analysées en se basant sur la méthode de simulation Monte-Carlo. Une comparaison est effectuée avec les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR pour mettre en évidence l'apport du nouveau détecteur par rapport à ces derniers.

**Chapitre 4** Dans ce dernier chapitre, une implémentation sur DSP (processeur de traitement numérique du signal) est effectuée. Le programme développé est étudié du point de vue de ses performances temps réel, en l'appliquant au radar de surveillance aérienne ASR9.

# Chapitre 1

## Généralités

Le radar (*R*Adio *D*etection *A*nd *R*anging) est un appareil qui sert à détecter (*D*etection) la présence d'objets dans son espace environnant et (*A*nd) à estimer leur distance (*R*anging) en utilisant des ondes radioélectriques (*R*Adio). Il peut également faire des localisations en site et en azimut et effectuer des mesures de vitesse.

Dans ce chapitre, des notions élémentaires de radar ainsi que des outils statistiques utilisés en détection radar sont exposés. D'abord, le principe de fonctionnement ainsi que les constituants essentiels d'un radar sont présentés en traitant le radar à impulsions comme exemple. Ensuite, l'importance de tenir compte du bruit dans la détection radar est brièvement discutée avant d'exposer l'équation radar et de donner un aperçu sur l'influence de l'effet Doppler sur la fréquence des signaux radar. La notion d'ambiguïté en distance est également évoquée. Concernant les statistiques en radar, les cinq modèles de Swerling relatifs à la fluctuation des cibles sont décrits et, pour finir, le problème de la décision en radar est développé en citant les critères de décision de Bayes et de Neyman-Pearson comme exemples.

### 1.1 Principe du radar

Pour localiser des objets, le radar émet dans son environnement un faisceau d'ondes radioélectriques et attend. Quand ces ondes rencontrent un obstacle, appelé souvent cible, un écho est produit et sera capté par le radar si sa puissance est suffisante. Celui-ci peut alors estimer sa distance en calculant le temps d'aller-retour des ondes émises. Si  $\tau_d$  est la

différence entre les instants d'émission et de réception et  $c$  la célérité des ondes radio dans l'air, la distance  $R$  de la cible au radar, en supposant que l'émetteur et le récepteur soient au même endroit, est donnée par la relation :

$$R = \frac{c\tau_d}{2}. \quad (1.1)$$

## 1.2 Constitution d'un radar

Malgré la diversité des systèmes radar, beaucoup de points communs les réunissent. Le radar à impulsions est présenté ici comme exemple. Un radar à impulsions (FIG. 1.2) est essentiellement constitué [3] des éléments décrits brièvement ci-dessous.

**Oscillateur local** Génère un signal en hautes fréquences (FIG. 1.2(b)) qui sera modulé par un signal rectangulaire pour former (en faible puissance) le signal émis. L'oscillateur sert aussi dans la démodulation du signal reçu.

**Modulateur** Module le signal fourni par l'oscillateur par un signal modulant carré (FIG. 1.2(a)) de faible rapport cyclique, c'est-à-dire la durée  $\tau$  de l'état haut de ce dernier est faible comparée à sa période  $T$ . À la sortie du modulateur, on obtient le signal montré par la FIG. 1.2(c).

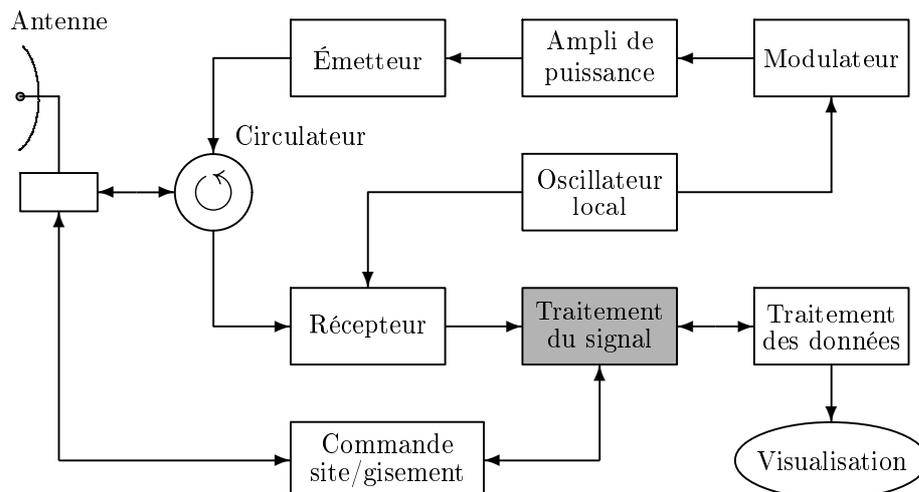


FIG. 1.1 – Diagramme d'un radar à impulsions.

**Ampli de puissance** Amplifie le signal modulé (FIG. 1.2(c)) délivré par le modulateur pour lui donner une puissance suffisante. La puissance crête mise en jeu est énorme

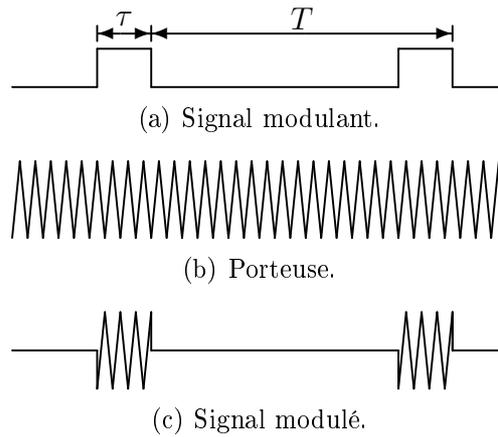


FIG. 1.2 – Signaux d'un radar à impulsions.

(de l'ordre du MW) mais elle n'est développée que pendant la durée  $\tau$  de l'impulsion modulante ; ainsi, la puissance moyenne est beaucoup plus faible que la puissance crête.

**Émetteur** Émet à travers le circulateur vers l'antenne le signal amplifié délivré par l'ampli de puissance.

**Circulateur** Dispositif qui assure une séparation des signaux émis et reçu de sorte que le signal émis va vers l'antenne sans dévier vers le récepteur et le signal reçu, qui arrive de l'antenne, va vers le récepteur. Un autre dispositif, appelé limiteur (non représenté), est mis à l'entrée du récepteur pour préserver ce dernier des fuites de puissance du circulateur.

**Antenne** Rayonne dans l'espace en un faisceau étroit l'énergie guidée à partir du circulateur ; elle sert aussi à recevoir les échos renvoyés par les cibles éventuelles. L'antenne est généralement animée d'un mouvement de rotation uniforme pour pouvoir explorer régulièrement l'espace surveillé ; elle est aussi très directive pour pouvoir localiser les cibles (site et azimuth).

**Récepteur** Démodule et amplifie le signal reçu par l'antenne et transmis à travers le circulateur. La sortie du récepteur ressemble au signal modulant (FIG. 1.2(a)) mélangé avec du bruit.

**Bloc de traitement du signal** Traite le signal à la sortie du récepteur en vue de détecter les cibles éventuelles et estime les paramètres (site, azimuth, vitesse radiale, etc.) de ces cibles.

**Bloc de commande de l'antenne** Commande les mouvements de l'antenne en site et en azimut (gisement). Ce bloc interagit avec le bloc de traitement du signal pour lui transmettre les données sur le site et l'azimut et éventuellement recevoir des ordres afin de corriger ou d'adapter les mouvements de l'antenne.

**Bloc de traitement des données** Traite les données obtenues par le bloc de traitement du signal en vue de leur visualisation, comparaison avec les données précédentes, etc.

**Visualisation** Présente les paramètres des cibles sous une forme, généralement graphique, adaptée à l'opérateur.

Dans le diagramme de la FIG. 1.2, la partie à laquelle nous nous intéresserons dans les chapitres suivants est le bloc souligné, en l'occurrence le bloc traitement du signal et plus précisément la partie *détection*. Nous traiterons donc du problème de la détection, dont le but ultime est de décider si une cible est présente ou non dans l'écho recueilli.

## 1.3 Bruit et détection radar

Si le signal radar était constitué seulement des échos renvoyés par les cibles, la détection, c'est-à-dire la décision qu'une cible est présente ou non dans l'écho, aurait été un problème facile à résoudre. Malheureusement, dans la réalité le signal traité par le détecteur pour décider est toujours accompagné d'un bruit de fond de nature aléatoire, que ce signal porte ou non l'écho d'une cible. L'existence de ce bruit confère une nature statistique au problème de la détection radar.

Ce bruit est constitué de deux types de bruit [4] : le premier, présent dans tous les dispositifs physiques, est le résultat des interférences de signaux parasites provenant de différentes sources telles que le bruit thermique dans les systèmes de température absolue supérieure à zéro, le bruit produit par les radiations venant de l'environnement externe, le bruit généré par les semiconducteurs ; le deuxième type de bruit est appelé fouillis.

Le fouillis désigne les échos produits par des réflecteurs dynamiques sans vitesse moyenne, tels que la végétation, la houle de la mer, la pluie. La visualisation de cibles fixes est éliminée par le MTI (*Moving Target Indicator*).

Si l'écho d'une cible est noyé dans un fouillis, le radar risque de rater sa détection comme il risque de donner une série de fausses alarmes en considérant le fouillis comme un ensemble de cibles. La détection dans un environnement de fouillis est un problème primordial des radars modernes et elle continue à faire l'objet de recherches tant que les détecteurs existants actuellement ne sont pas adaptés à toutes les situations.

## 1.4 Équation radar

L'équation radar permet de calculer la portée d'un radar connaissant les caractéristiques techniques des éléments intervenant dans la transmission, à savoir les constituants du radar, la cible et le milieu de transmission entre la cible et le radar.

Cette équation peut être obtenue de la manière suivante. Supposons que l'antenne émettrice du radar soit isotrope, c'est-à-dire rayonne avec la même intensité dans toutes les directions de l'espace. Si l'on désigne par  $P_t$  la puissance émise par cette antenne, alors la densité surfacique de puissance  $W_{iso}$  à la surface d'une sphère centrée à l'antenne émettrice et de rayon  $R_1$  quelconque ne dépend pas de la direction de l'espace considérée et s'écrit :

$$W_{iso} = \frac{P_t}{4\pi R_1^2} \quad (1.2)$$

En pratique, l'antenne radar n'est pas isotrope mais directive : elle rayonne plus de puissance dans certaines directions que dans d'autres. On dit qu'elle a un *gain*. Pour définir le gain, considérons deux antennes, l'une isotrope et l'autre quelconque situées au même point de l'espace et émettant la même puissance. Le gain de l'antenne quelconque est alors le quotient de sa densité surfacique maximale de puissance à la surface d'une sphère de rayon quelconque, à la densité surfacique de puissance de l'antenne isotrope sur cette même sphère. La densité surfacique de puissance  $W_t$  dans la direction du rayonnement maximum d'une antenne de gain  $G_t$  s'écrit donc d'après l'équation (1.2) :

$$W_t = W_{iso}G_t = \frac{P_tG_t}{4\pi R_1^2} \quad (1.3)$$

Une cible de SER  $\sigma$  située à la distance  $R_1$  de l'antenne émettrice reçoit ainsi une puissance :

$$P_{r(cible)} = W_t \sigma = \frac{P_t G_t \sigma}{4\pi R_1^2} \quad (1.4)$$

En supposant que la puissance  $P_{r(cible)}$  reçue par la cible soit réémise comme une antenne isotrope, la puissance reçue par l'antenne réceptrice, située à la distance  $R_2$  de la cible et possédant une aire équivalente  $A_e$ , est :

$$P_r = P_{r(cible)} \frac{A_e \sigma}{4\pi R_2^2} \quad (1.5)$$

Or l'aire équivalente  $A_e$  est liée au gain  $G_r$  de l'antenne réceptrice par la relation [5] :

$$A_e = \frac{G_r \lambda^2}{4\pi} \quad (1.6)$$

où  $\lambda$  est la longueur d'onde de travail du radar. L'équation radar s'obtient en substituant les équations (1.4) et (1.6) dans (1.5) :

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_1^2 R_2^2} \quad (1.7)$$

L'équation radar (1.7) est celle d'un radar *bistatique*, c'est-à-dire d'un radar dont les antennes émettrice et réceptrice sont séparées, éventuellement situées dans des endroits différents. Dans le cas d'un radar *monostatique*, qui est un radar dont l'antenne est à la fois émettrice et réceptrice, l'équation (1.7) se simplifie car  $R_1 = R_2 = R$  et  $G_t = G_r = G$  :

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (1.8)$$

Ainsi, si  $P_{r(min)}$  est la puissance minimale détectable par le récepteur, alors la portée  $R_{max}$  du radar a pour expression :

$$R_{max} = \sqrt[4]{\frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 P_{r(min)}}} \quad (1.9)$$

## 1.5 Ambiguïté en distance

Les émissions du radar sont périodiques et constituées d'un court intervalle  $\tau$  pendant lequel l'émission proprement dite se fait et d'une longue période d'attente d'un écho éventuel. Supposons qu'après deux émissions successives le radar ait reçu un écho (FIG. 1.3). Cet écho peut bien correspondre à la première émission comme à la deuxième émission, mais le radar considère naturellement qu'il s'agit d'un écho de la dernière émission. Il calcule donc la distance de la cible et trouve  $R_2$ , alors que la distance  $R_1$  convient aussi. D'une manière générale, toutes les distances de la forme  $R_2 + k(R_1 - R_2)$ , où  $k$  est un entier positif, sont candidates. Il est ainsi *a priori* impossible de trancher sur la bonne distance : on dit qu'il y a une *ambiguïté en distance*.

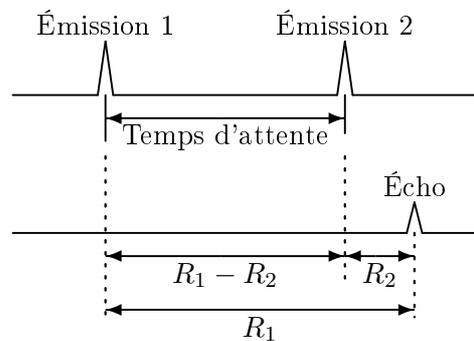


FIG. 1.3 – Illustration de l'ambiguïté en distance.

Afin d'éviter cette ambiguïté, il est nécessaire de prendre la période  $T_r$  de récurrence des émissions de telle sorte que l'écho des cibles situées au-delà de  $R_1 - R_2$  ne soit pas perçu.  $T_r$  doit ainsi vérifier l'inéquation :

$$T_r \geq \frac{2R_{max}}{c} \quad (1.10)$$

où  $R_{max}$  est la portée du radar et  $c$  la célérité des ondes radio dans l'air.

Il existe aussi une ambiguïté en vitesse et une ambiguïté en distance-vitesse.

## 1.6 Radar et effet Doppler

Les cibles recherchées par un radar sont généralement mobiles relativement au radar. Les ondes reçues par la cible et le radar sont donc sujettes à l'effet Doppler, qui est un phénomène

qui se manifeste par un décalage entre la fréquence émise par une source et celle reçue par un observateur en mouvement relatif par rapport à la source [3]. Ce décalage de fréquence, noté  $f_D$  et appelé fréquence Doppler, est lié à la vitesse radiale  $v_r$  de l'observateur par rapport à la source par l'expression :

$$f_D = \frac{v_r}{\lambda}, \quad (1.11)$$

où  $\lambda$  est la longueur d'onde du signal émis.

Dans le cas du radar, ce phénomène se produit deux fois lors d'un aller-retour de l'onde. La première fois, le radar est une source et la cible un observateur, ce qui entraîne le décalage donné par (1.11) ; la seconde fois, la cible devient une source et le radar un observateur, ce qui donne un deuxième décalage égal au premier. Le décalage total est donc la somme des deux, et l'expression (1.11) devient :

$$f_D = \frac{2v_r}{\lambda}. \quad (1.12)$$

Dans l'équation (1.12), la vitesse  $v_r$  peut être positive ou négative. Si  $v_r$  est négative, la cible est en éloignement et la fréquence Doppler  $f_D$  est négative : la fréquence de l'écho est inférieure à la fréquence  $f$  du signal émis par le radar ; si  $v_r$  est positive, la cible est en rapprochement et la fréquence Doppler  $f_D$  est positive : la fréquence de l'écho est supérieure à  $f$  ; enfin, si  $v_r$  est nulle, ce qui correspond à des cibles de distance fixe au radar (sol, bâtiments, reliefs, etc.), la fréquence de l'écho est égale à  $f$ .

En pratique, la fréquence Doppler est très faible comparée à la fréquence de travail du radar car la vitesse des cibles réelles est négligeable devant celle des ondes radio. Malgré cela, des techniques pour mesurer cette fréquence existent et l'effet Doppler est exploité dans l'estimation de la vitesse et la distinction entre cibles mobiles (avions) et fixes (sol).

## 1.7 Modèles de cibles fluctuantes

Lorsque le signal émis par un radar rencontre une cible, la puissance réfléchiée par celle-ci dépend de sa surface (ou aire) équivalente radar (SER). La SER est liée à la puissance  $P_r$

reçue par la cible lorsqu'elle est immergée dans un espace où règne une densité surfacique de puissance  $W$  par l'expression :

$$P_r = A_e W \quad (1.13)$$

où  $A_e$  désigne l'aire équivalente de la cible. L'équation (1.13) montre que plus la SER est grande, plus l'amplitude du signal réfléchi est élevée.

En général, la SER d'une cible réelle n'est pas constante dans le temps lorsque celle-ci est en mouvement. Il en résulte que quand la cible entre dans le faisceau émis par le radar, elle reçoit un groupe d'impulsions pendant la durée de l'illumination, et réfléchit en conséquence un train d'impulsions dont l'amplitude fluctue plus ou moins lentement d'une impulsion à une autre.

Selon leur rapidité, on distingue deux types de fluctuations de la SER. Les fluctuations sont dites de *balayage à balayage*<sup>1</sup> si l'amplitude des impulsions réfléchies situées dans le même groupe est constante, mais peut être variable d'un groupe à un autre, c'est-à-dire d'un balayage à un autre ; elles sont d'*impulsion à impulsion* si cette amplitude varie d'une impulsion à une autre dans le même groupe. Dans le premier cas, la SER fluctue à chaque balayage et dans le deuxième cas à chaque impulsion.

Pour modéliser la fluctuation des cibles, il y a principalement quatre cas, dits de Swerling, correspondant à des modèles mathématiques décrivant l'enveloppe de la distribution des amplitudes des échos. Ces modèles sont numérotés de 1 à 4 avec un modèle supplémentaire 5 (ou 0) moins utilisé que les précédents [4, 6].

### 1.7.1 Modèle 1 de Swerling

Dans le modèle 1 de Swerling, les fluctuations sont de balayage à balayage. L'enveloppe du train d'impulsions est une variable aléatoire dont la densité de probabilité obéit à la loi de Rayleigh :

$$P(S) = \frac{1}{m_S} \exp \left[ -\frac{S}{m_S} \right], \quad S \geq 0, \quad (1.14)$$

---

<sup>1</sup>Un balayage est une recherche complète du volume surveillé.

où  $S$  est le rapport de puissance signal sur bruit et  $m_S$  la moyenne de  $S$ . En outre, les phases initiales des impulsions sont des variables aléatoires statistiquement indépendantes avec des densités de probabilité uniformes [5, 4].

### 1.7.2 Modèle 2 de Swerling

Dans ce cas, les fluctuations sont d'impulsion à impulsion. L'amplitude de chaque impulsion, au lieu de chaque groupe d'impulsions, est une variable aléatoire indépendante de même densité que le cas 1. Les phases initiales sont aussi des variables aléatoires indépendantes avec des densités uniformes.

### 1.7.3 Modèle 3 de Swerling

Dans ce cas, les fluctuations sont de balayage à balayage. Le modèle 3 diffère du modèle 1 par la densité de probabilité :

$$P(S) = \frac{4S}{m_S^2} \exp\left[-\frac{2S}{m_S}\right], \quad S \geq 0. \quad (1.15)$$

### 1.7.4 Modèle 4 de Swerling

Dans ce cas, les fluctuations sont d'impulsion à impulsion. Le modèle 4 est similaire au modèle 2 mais sa densité de probabilité est donnée par (1.15).

### 1.7.5 Modèle 0 ou 5 de Swerling

Le modèle 5, appelé aussi modèle 0, correspond aux cibles non fluctuantes. L'amplitude du signal reçu est supposée constante et inconnue. Ce cas est moins utilisé que les cas précédents.

En pratique, les cas 1 et 2 correspondent à des cibles constituées de nombreux réflecteurs indépendants de SER comparables (grands avions) et les cas 3 et 4 à des cibles ayant un réflecteur de SER dominante et non fluctuante avec d'autres réflecteurs plus petits et indépendants (missiles).

## 1.8 Critères de décision

Dans le problème de la détection radar, il s'agit de décider si le signal reçu par le radar et traité par le détecteur contient ou non l'écho d'une cible. Autrement dit, il est question de choisir entre deux hypothèses incompatibles notées couramment  $H_0$  et  $H_1$ . L'hypothèse  $H_0$  signifie *cible absente* et  $H_1$  *cible présente*.

Pour faire son choix, le détecteur se base sur une règle ou critère de décision qui consiste à comparer l'amplitude du signal  $y(t)$  à tester à une valeur  $\lambda$  appelée seuil de détection. Si  $y(t) > \lambda$ , alors le détecteur décide que l'hypothèse  $H_1$  est vraie (cible présente), sinon l'hypothèse alternative  $H_0$  est déclarée vraie (cible absente). Cette règle est parfois résumée par la notation suivante :

$$y(t) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda. \quad (1.16)$$

Le signal  $y(t)$  à traiter étant de nature aléatoire, on lui associe une densité de probabilité conditionnelle  $f_{Y/H_i}(y/H_i)$ ,  $i = 0, 1$ . On a donc deux cas selon l'hypothèse considérée : sous  $H_0$ , c'est-à-dire si  $y(t)$  ne contient que du bruit, la densité de  $y(t)$  est  $f_{Y/H_0}(y/H_0)$ ; sous  $H_1$ , c'est-à-dire si  $y(t)$  porte l'écho d'une cible, elle est représentée par  $f_{Y/H_1}(y/H_1)$ . A titre d'exemple, si sous  $H_0$ ,  $y(t)$  est un bruit gaussien de moyenne nulle et de variance  $\sigma^2$  alors :

$$f_{Y/H_0}(y/H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[ -\frac{y^2}{2\sigma^2} \right]; \quad (1.17)$$

et si sous  $H_1$ ,  $y(t)$  est un signal utile, de moyenne  $m_Y$ , additionné du bruit précédent, alors sa variance est aussi  $\sigma^2$  et on a :

$$f_{Y/H_1}(y/H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[ -\frac{(y - m_Y)^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (1.18)$$

Une fois une décision prise, l'un et seulement l'un des quatre événements suivants se réalise :

- $H_0$  est déclarée vraie alors que  $H_0$  est vraie (rien à signaler) ;
- $H_0$  est déclarée vraie alors que  $H_1$  est vraie (furtivité) ;
- $H_1$  est déclarée vraie alors que  $H_0$  est vraie (fausse alarme) ;

- $H_1$  est déclarée vraie alors que  $H_1$  est vraie (détection).

Dans le deuxième cas, une cible est présente mais n'a pas été détectée : c'est un *manque* (ou *furtivité*) ; dans le troisième cas, une cible est déclarée à tort présente : c'est une *fausse alarme* ; enfin, dans le dernier cas, une cible est présente et détectée : c'est une *détection*. Chacun de ces cas est associé à sa probabilité de réalisation pour estimer les performances du détecteur. Désignons par  $D_0$  l'action *décider que  $H_0$  est vraie* et par  $D_1$  l'action *décider que  $H_1$  est vraie*. On définit la *probabilité de détection*, notée  $P_d$ , comme étant le probabilité de réalisation de  $D_1$  sachant que  $H_1$  est vraie :

$$P_d = P(D_1/H_1). \quad (1.19)$$

La probabilité de détection  $P_d$  peut aussi s'exprimer en fonction de la densité conditionnelle de  $y(t)$ . Si l'on désigne par  $Z_0$  le domaine des valeurs possibles de  $y(t)$  dans lequel l'hypothèse  $H_0$  est vraie et  $Z_1$  le domaine complémentaire, alors :

$$P_d = \int_{Z_1} f_{Y/H_1}(y/H_1)dy. \quad (1.20)$$

On définit aussi la *probabilité de fausse alarme*, notée  $P_{fa}$ , comme étant le probabilité de réalisation de  $D_1$  sachant que  $H_0$  est vraie :

$$P_{fa} = P(D_1/H_0). \quad (1.21)$$

De même que  $P_d$ , la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  s'écrit aussi :

$$P_{fa} = \int_{Z_1} f_{Y/H_0}(y/H_0)dy. \quad (1.22)$$

Enfin, on définit la *probabilité de manque* (ou *de furtivité*), notée  $P_m$ , moins utilisée que les deux précédentes, par :

$$P_m = P(D_0/H_1) = 1 - P_d. \quad (1.23)$$

### 1.8.1 Critère de Bayes

Le critère de Bayes suppose que les quatre événements possibles  $(D_0, H_0)$ ,  $(D_0, H_1)$ ,  $(D_1, H_0)$  et  $(D_1, H_1)$  à l'issue d'une décision, où  $(D_i, H_j)$ ,  $i = 0, 1, j = 0, 1$  signifie que la décision  $D_i$  est prise quand l'hypothèse  $H_j$  est vraie, soient associés chacun à un coût  $C_{ij}$  qui représente en pratique le coût induit par la décision correspondante. En outre, les probabilités *a priori* des réalisations des hypothèses  $H_0$  et  $H_1$  sont censées connues.

Ce critère détermine alors la règle de décision en minimisant le coût moyen, appelé risque et noté  $\mathfrak{R}$  :

$$\mathfrak{R} = C_{00}P(D_0, H_0) + C_{01}P(D_0, H_1) + C_{10}P(D_1, H_0) + C_{11}P(D_1, H_1). \quad (1.24)$$

La probabilité conjointe  $P(D_i, H_j)$  s'écrit :

$$P(D_i, H_j) = P(D_i/H_j)P(H_j), \quad (1.25)$$

où  $P(H_j) = P_j$ ,  $j = 0, 1$  désigne la probabilité *a priori* de l'hypothèse  $H_j$ . En substituant (1.25) dans (1.24), il vient :

$$\mathfrak{R} = C_{00}P(D_0/H_0)P_0 + C_{01}P(D_0/H_1)P_1 + C_{10}P(D_1/H_0)P_0 + C_{11}P(D_1/H_1)P_1. \quad (1.26)$$

En remplaçant maintenant les équations (1.19) et (1.21) dans (1.26) et en remarquant que :

$$P_m = 1 - P_d \quad (1.27)$$

et

$$P(D_0/H_0) = 1 - P_{fa}, \quad (1.28)$$

l'expression du risque  $\mathfrak{R}$  devient :

$$\mathfrak{R} = C_{00}P_0 + C_{01}P_1 + (C_{10} - C_{00})P_0P_{fa} + (C_{11} - C_{01})P_1P_d. \quad (1.29)$$

Enfin, on remplace les expressions de  $P_d$  et  $P_{fa}$  données par (1.20) et (1.22) respectivement et on obtient :

$$\mathfrak{R} = P_0 C_{00} + P_1 C_{01} + \int_{Z_1} [P_0(C_{10} - C_{00})f_{Y/H_0}(y/H_0) - P_1(C_{01} - C_{11})f_{Y/H_1}(y/H_1)] dy. \quad (1.30)$$

Dans l'expression (1.30), le terme  $C_{00}P_0 + C_{01}P_1$  ne dépend pas des domaines  $Z_0$  et  $Z_1$ . La règle de décision s'obtient en affectant au domaine  $Z_1$  l'ensemble des valeurs de  $y(t)$  telles que l'intégrand soit négatif :

$$P_0(C_{10} - C_{00})f_{Y/H_0}(y/H_0) - P_1(C_{01} - C_{11})f_{Y/H_1}(y/H_1) < 0. \quad (1.31)$$

Puisque  $C_{10} - C_{00} > 0$  et  $C_{01} - C_{11} > 0$ , le coût d'une décision erronée étant supérieur au coût d'une décision correcte, la règle de décision devient finalement :

$$\frac{f_{Y/H_1}(y/H_1)}{f_{Y/H_0}(y/H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})}. \quad (1.32)$$

Le premier membre de la règle (1.32) est appelé rapport de vraisemblance et noté  $\Lambda(y)$  :

$$\Lambda(y) = \frac{f_{Y/H_1}(y/H_1)}{f_{Y/H_0}(y/H_0)}, \quad (1.33)$$

et le deuxième membre est le seuil de détection, noté  $\eta$ , relativement à  $\Lambda(y)$ . Ainsi, la règle de décision s'écrit simplement :

$$\Lambda(y) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta. \quad (1.34)$$

### 1.8.2 Critère de Neyman-Pearson

Dans le critère de Bayes, il n'est pas facile d'affecter des coûts aux différentes décisions possibles. En outre, les probabilités *a priori*  $P_0$  et  $P_1$  des hypothèses  $H_0$  et  $H_1$  sont généralement inconnues. Le critère de Neyman-Pearson remédie à ce problème en ignorant les probabilités *a priori* et les coûts.

Le critère de Neyman-Pearson consiste à fixer la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  et

trouver une règle de décision de manière que la probabilité de détection  $P_d$  soit maximale. Il se trouve [4] que la règle de décision est aussi la même que (1.34), sauf que pour le critère de Neyman-Pearson le seuil de détection, noté  $\lambda$ , est calculé après avoir fixé la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$ , alors que  $\eta$  est calculé dans le critère de Bayes à l'aide des coûts et des probabilités *a priori*.

Ainsi, pour Neyman-Pearson, la règle de décision est :

$$\Lambda(y) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda. \quad (1.35)$$

Si l'on désigne le rapport  $\Lambda(y)$  par  $\Lambda_{Y/H_0}(y/H_0)$  dans le cas où l'hypothèse  $H_0$  est vraie et par  $\Lambda_{Y/H_1}(y/H_1)$  dans le cas où l'hypothèse  $H_1$  est vraie, les probabilités de fausse alarme et de détection s'écrivent :

$$P_{fa} = \int_{\lambda}^{\infty} \Lambda_{Y/H_0}(y/H_0) dy, \quad (1.36)$$

$$P_d = \int_{\lambda}^{\infty} \Lambda_{Y/H_1}(y/H_1) dy. \quad (1.37)$$

## 1.9 Conclusion

Les principaux constituants d'un radar sont : émetteur, récepteur, antenne, détecteur et moyen de visualisation. L'existence de bruit dans les systèmes de détection radar confère une nature statistique au problème de la détection radar. L'équation radar permet de calculer la portée d'un radar connaissant les caractéristiques techniques de ce dernier. L'effet Doppler permet d'estimer la vitesse radiale d'une cible et de distinguer entre cibles mobiles et fixes. Une limitation convenable de la portée d'un radar évite l'ambiguïté dans l'estimation de la distance des cibles. Les modèles de Swerling sont des modélisations des cibles fluctuantes ; ils sont utilisés dans l'estimation des performances des détecteurs radar. La décision de la présence ou non d'une cible dépend de la comparaison de l'échantillon à tester à un seuil.

# Chapitre 2

## Techniques de détection radar

Les techniques de détection radar peuvent être classées en techniques classiques et techniques adaptatives. En détection classique, le seuil de détection est fixe alors qu'en détection adaptative le seuil s'adapte continuellement au niveau de bruit. Ce chapitre a pour objet la présentation des deux techniques de détection en insistant sur la détection adaptative. Au début, le principe de fonctionnement des détecteurs classiques est rappelé puis leur principal inconvénient cité. Ensuite, le principe de la détection CFAR est présenté et un état de l'art de la détection CFAR exposé. L'accent est mis sur les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR qui font l'objet d'une analyse de leurs performances dans différents environnements. Enfin, les performances en détection de ces deux détecteurs sont comparées pour mettre en évidence leurs avantages et inconvénients.

### 2.1 Détection classique

Avant de discuter du fonctionnement des détecteurs classiques, c'est-à-dire des détecteurs à seuil fixe, il ne serait pas inutile de rappeler comment le radar perçoit son *volume de surveillance*, c'est-à-dire la région de l'espace surveillée.

Le signal émis par le radar est constitué d'impulsions de durée  $\tau$  répétée avec une *période de récurrence*  $T_r$ , modulant une porteuse de plus haute fréquence. Lorsque deux cibles situées dans la même direction produisent chacune son propre écho, le radar ne peut pas les distinguer si la distance qui les sépare est inférieure à une distance minimale  $\Delta R$  appelée

*résolution en distance* et donnée par :

$$\Delta R = \frac{c\tau}{2}, \quad (2.1)$$

où  $c$  désigne la célérité des ondes électromagnétiques dans l'atmosphère. De même, le faisceau d'ondes émis, n'étant pas parfaitement directif, a une certaine ouverture angulaire qui impose au radar une *résolution angulaire* en site et en azimut.

Le volume de surveillance du radar est partitionné pour cette raison en petites régions adjacentes appelées *cellules* (FIG. 2.1). Une cible sera toujours vue à la même distance par le radar tant qu'elle reste à l'intérieur d'une même cellule et deux cibles situées dans la même cellule ne seront pas discernables.

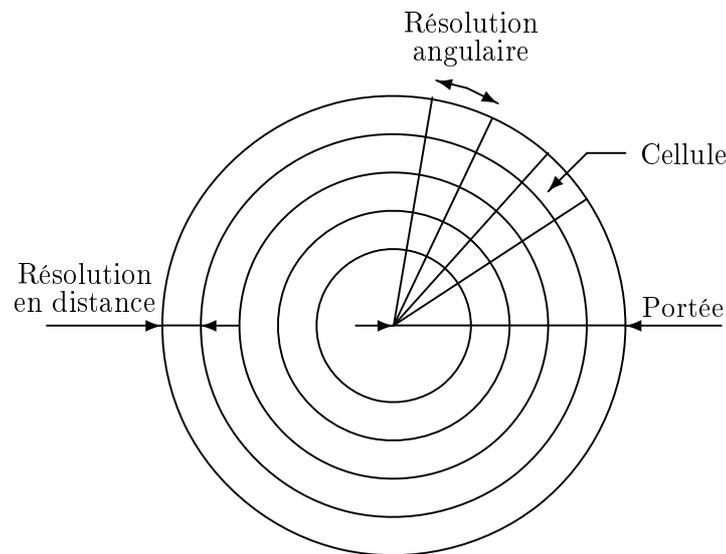


FIG. 2.1 – Structure du volume de surveillance d'un radar.

Supposons maintenant qu'une cible se trouve dans une des cellules du volume de surveillance. Lorsque le radar illumine cette cellule, la cible reçoit non pas une mais plusieurs impulsions successives et réfléchit en conséquence un écho constitué d'un train d'impulsions. L'amplitude des impulsions réfléchies peut être constante comme elle peut varier d'une impulsion à une autre. Ainsi, le détecteur dispose de plusieurs échos (impulsions) pour une même cible, alors que la prise de décision sur la présence ou non d'une cible se fait par comparaison à une seule valeur, qui est le seuil de détection. Il est donc nécessaire pour le détecteur d'estimer une amplitude du train d'impulsions reçu à partir des amplitudes des im-

pulsions individuelles. C'est cette amplitude estimée qui sera comparée au seuil de détection afin de décider si oui ou non une cible est présente dans la cellule testée.

La distribution des amplitudes du train d'impulsions réfléchies dépend du modèle des fluctuations de la cible. Plusieurs auteurs ont étudié en détail la détection dans les conditions des différents cas de Swerling. DiFranco et Rubin [5] en particulier ont montré que le détecteur optimal (FIG. 2.2) est le même pour les cinq cas de Swerling vus au § 1.7, pour un bruit blanc gaussien.

Ce détecteur optimal fonctionne comme suit. À l'entrée du détecteur, le signal reçu passe à travers un filtre adapté à une impulsion pour en maximiser le rapport signal sur bruit. Le signal à la sortie de ce filtre traverse un détecteur quadratique qui fait une double fonction : il extrait l'enveloppe du signal, c'est-à-dire fait une démodulation, et élève au carré l'amplitude de cette enveloppe. L'enveloppe est ensuite échantillonnée à la période de récurrence  $T_r$  des impulsions. Lorsque l'antenne du radar tourne d'un angle égal à la résolution angulaire, le radar aura émis  $N$  impulsions et reçu un total de  $N$  échantillons pour chaque cellule, chaque impulsion produisant un échantillon par cellule. Les  $N$  échantillons de chaque cellule sont additionnés ; cette opération est appelée *intégration* [5, 1] ; dans le cas présent, l'intégration est dite *après détection* (ou *incohérente*), car elle (l'intégration) est faite après la détection quadratique ; l'intégration est dite *avant détection* (ou *cohérente*) si elle se fait avant la détection quadratique. Le résultat de l'intégration de chaque cellule est comparé à un seuil *fixe*. Si le seuil est dépassé par la somme des échantillons, une cible est déclarée présente dans cette cellule ( $H_1$  est vraie), autrement la cellule est vide de cible ( $H_0$  est vraie).

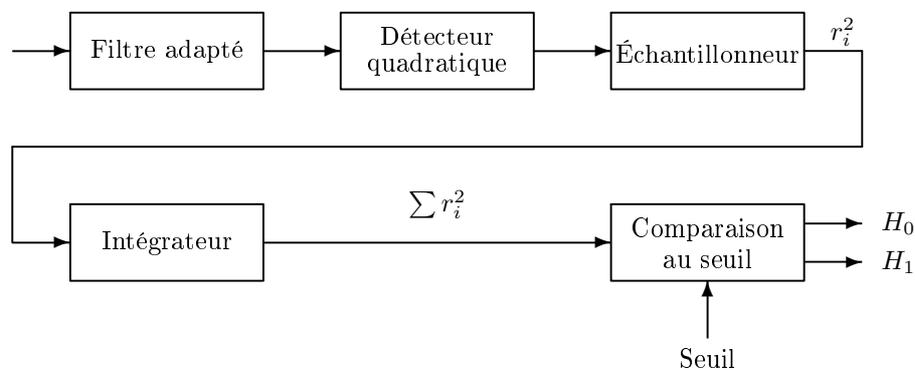


FIG. 2.2 – Diagramme d'un détecteur classique.

Le seuil de détection est calculé en fixant la probabilité de fausse alarme. Autrement dit,

une fois la probabilité de fausse alarme fixée, le seuil de détection reste *constant*. Ainsi, si la puissance du bruit augmente pour une raison ou une autre, le seuil ne varie pas et le détecteur risque de donner une série de fausses alarmes. Le taux de fausses alarmes (cf. p. 1) peut alors atteindre des seuils intolérables. C'est pour remédier à ce problème qu'est née la détection adaptative.

## 2.2 Détection adaptative

En 1968, Finn et Jonhson [2] ont proposé de contrôler le seuil de détection selon la puissance du bruit, en se basant sur les cellules entourant la cellule sous test. Le but de ce contrôle est d'avoir un détecteur à *taux de fausses alarmes constant* en adaptant continuellement le seuil de détection à la puissance du bruit, estimée à partir des cellules voisines de la cellule sous test.

Le diagramme d'un détecteur CFAR (*Constant False Alarm Rate*) ressemble à celui du détecteur classique montré par la FIG. 2.2, avec un bloc supplémentaire (FIG. 2.3) pour le contrôle du seuil. La partie encadrée en pointillé dans la FIG. 2.3 est appelée *processeur CFAR*. Le processeur CFAR recueille les échantillons à la sortie de l'intégrateur et les exploite dans l'estimation  $Z$  de la puissance du bruit dans la fenêtre de référence.

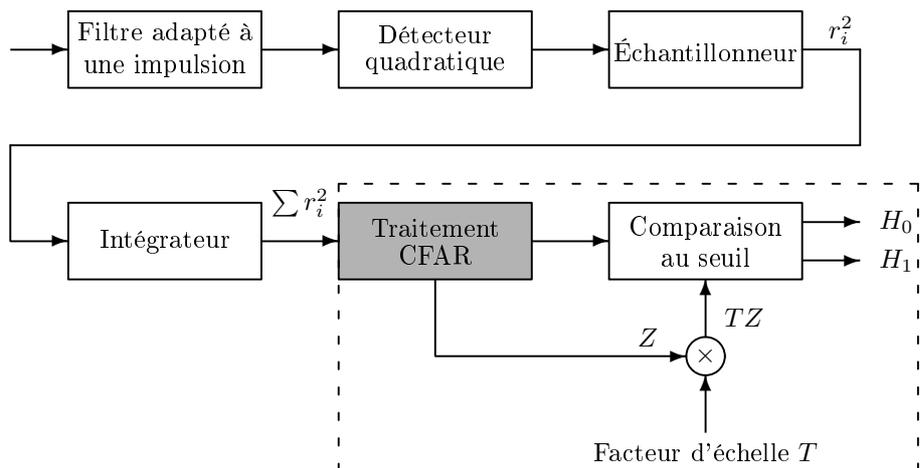


FIG. 2.3 – Diagramme d'un détecteur adaptatif.

Pour estimer le niveau du clutter, le détecteur CFAR utilise les échantillons contenus dans les cellules de références, c'est-à-dire les cellules entourant la cellule sous test (FIG. 2.4). En

désignant par  $N$  le nombre de cellules de référence,  $N/2$  en sont situées avant et  $N/2$  après la cellule sous test. Les cellules au voisinage immédiat de la cellule sous test sont appelées cellules de garde : elles ne sont pas comptées comme cellules de référence pour éliminer l'influence des débordements éventuels d'énergie (avant l'échantillonnage) de la cellule sous test aux cellules voisines. La FIG. 2.4 montre les détails du bloc encadré en pointillé dans la FIG. 2.3.

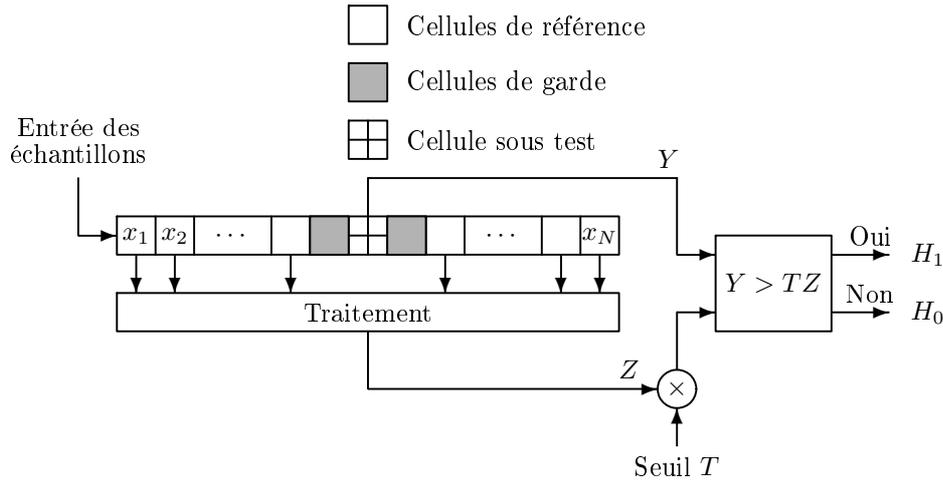


FIG. 2.4 – Processeur CFAR.

Une fois le niveau  $Z$  du clutter estimé par un algorithme approprié, il est multiplié par un facteur d'échelle  $T$  pour obtenir le seuil auquel l'amplitude  $Y$  de l'échantillon dans la cellule sous test sera comparée. Après la comparaison, une décision est prise selon la règle suivante :

- si  $Y > TZ$ , alors il est décidé que l'hypothèse  $H_1$  (cible présente) est vraie ;
- si  $Y \leq TZ$ , alors il est décidé que l'hypothèse  $H_0$  (cible absente) est vraie.

Le facteur d'échelle  $T$  qui sert au calcul du seuil dépend de plusieurs paramètres dont le nombre  $N$  de cellules de référence et surtout la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$ . Comme nous le verrons plus loin, la relation liant  $T$  à  $P_{fa}$  varie selon l'algorithme utilisé pour le calcul de  $Z$ .

Beaucoup d'algorithmes CFAR ont été proposés et une littérature abondante existe à ce sujet. Tous les détecteurs CFAR se distinguent par la méthode utilisée pour l'estimation de  $Z$  et sont conçus de manière à travailler dans les conditions d'un modèle donné de clutter. Les modèles de clutter se distinguent par la distribution des amplitudes dans les cellules

de référence. Le clutter est dit *homogène* si les amplitudes des échantillons dans les cellules distance sont statistiquement indépendantes et identiquement distribuées [4]. Dans le cas contraire, d'autres distributions, parmi lesquelles celle de Rayleigh, sont utilisées comme modèle de clutter.

### 2.2.1 État de l'art de la détection CFAR

La détection CFAR a été introduite pour la première fois par Finn et Jonhson en 1968. La nouveauté de ce détecteur était l'utilisation d'une technique de détection basée sur un seuil adaptatif, en remplacement de la détection classique, à seuil fixe. Depuis sa publication en 1968, cet article de base a ouvert la voie à un grand nombre de scientifiques à travers le monde, et plusieurs travaux s'appuyant sur le seuil adaptatif ont été publiés et de nouveaux travaux continuent toujours d'être publiés.

**CA-CFAR** Le détecteur CA-CFAR (*Cell Averaging CFAR*), proposé par Finn et Jonhson [2] en 1968, prend, comme son nom l'indique, la moyenne des échantillons dans la fenêtre de référence comme estimation du niveau de bruit dans cette fenêtre. Ce détecteur est destiné à travailler dans un environnement homogène et il souffre de manque de détection dans les environnement à cibles multiples. Le CA-CFAR sera étudié plus en détail dans la suite du chapitre.

**GO-CFAR** L'environnement du radar où la non homogénéité est généralement sévère (clutter, présence de plusieurs cibles) n'est pas coopératif, ce qui rend les fausses alarmes difficilement contrôlables. Dans une situation d'un clutter, Hansen et Sawyers [7] ont proposé en 1980 le détecteur GO-CFAR (*Greatest Of CFAR*) qui consiste à diviser la fenêtre de référence en deux sous-fenêtres ; l'une contenant les cellules avant et l'autre les cellules après la cellule sous test. L'estimation du niveau du bruit est le maximum des sommes respectives  $U$  et  $V$  de ces deux sous-fenêtres. Moore et Lawrence [8] ont donné une analyse détaillée des capacités de régulation de la fausse alarme du détecteur GO-CFAR. La performance de ce détecteur est bonne dans le cas d'un clutter de bord. Par contre, dans le cas où une ou plusieurs cibles interférentes sont présentes, Weiss [9] a montré que les performances de ce détecteur étaient sérieusement affectées.

**SO-CFAR** Weiss [9] a suggéré en 1982 l'utilisation du détecteur SO-CFAR (*Smallest Of CFAR*), dans lequel l'estimation du niveau du bruit est le minimum des sommes respectives  $U$  et  $V$  des deux sous-fenêtres. Trunk [10] a montré que le détecteur SO-CFAR permet d'améliorer la résolution de cibles voisines. Ainsi, Dans le cas de situations de cibles multiples, quand une estimation *a priori* du niveau de la puissance de l'interférence est rendue disponible par le système radar de poursuite, il est possible de diminuer le seuil adaptatif.

**OS-CFAR** Plus récemment, plusieurs travaux sur les statistiques d'ordre ont été publiés. Dans le détecteur OS-CFAR (*Ordered Statistics CFAR*) introduit par Rohling [11] en 1983, les échantillons dans les cellules de référence sont classés dans un ordre croissant et le  $k^{\text{ème}}$  échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du bruit. La particularité de l'OS-CFAR réside dans son aptitude à travailler dans des situations à cibles multiples. Ce détecteur sera étudié plus en détail dans la suite de ce chapitre.

**WCA-CFAR** Barkat et Varshney [12] ont proposé en 1989 le détecteur WCA-CFAR (*Weighted CA-CFAR*) dans lequel chacune des sous-fenêtres en amont et en aval de la cellule sous test est pondérée par un coefficient dont le but est d'optimiser la probabilité de détection.

**mOS- et MOS-CFAR** Elias-Fusté *et al* [13] ont introduit les détecteurs mOS-CFAR (*minimum-Ordered Statistics*) et MOS-CFAR (*Maximum-Ordered Statistics CFAR*) pour réduire le temps de calcul. Dans ces détecteurs, les échantillons des sous-fenêtres  $U$  et  $V$ , situées de part et d'autre de la cellule sous test, sont ordonnés selon leurs amplitudes croissantes, et un échantillon de chacune des deux fenêtres est choisi. Pour le détecteur mOS-CFAR, c'est le minimum de ces deux échantillons qui est choisi ; par contre, pour le MOS-CFAR, c'est le maximum de ces deux échantillons qui est sélectionné pour l'estimation du bruit.

**Autres** Cho et Barkat [14] ont proposé un nouveau détecteur MOS-CFAR (*Moving Ordered Statistics CFAR*), robuste pour l'estimation de la puissance du clutter dans un environnement non homogène. El Mashade [15] a analysé en 2002 les performances des détecteurs mOS-CFAR, MOS-CFAR et ML-CFAR (*Mean Level*) et OS-CFAR pour

une intégration non cohérente de  $M$  impulsions en présence de cibles interférentes. Kim et al ont étendu l'étude du détecteur OS-CFAR en utilisant une intégration non cohérente de  $M$  impulsions pour des cibles fluctuantes. Ce détecteur perd en détection par rapport au détecteur CA-CFAR pour un clutter homogène, mais il est muni d'une grande immunité aux interférences. Cette perte en détection peut être réduite si quelques échantillons ordonnés sont utilisés pour l'estimation du bruit. C'est le cas du CMLD (*Censored Mean Level Detector*) proposé par Rickard et Dillard [16]. Dans ce détecteur la somme des  $k$  plus petits échantillons ordonnés forme l'estimation du bruit après élimination des interférences qui représentent les échantillons les plus grands. Pour le cas où le nombre de cibles interférentes n'est pas connu, Barkat et al [12] ont proposé le GCMLD (*Generalised CMLD*) dans lequel une sélection adaptative des échantillons à éliminer est accomplie en faisant des tests, cellule par cellule.

### 2.2.2 Le détecteur CA-CFAR

Le détecteur CA-CFAR (*Cell Averaging Constant False Alarm Rate*) suppose que le signal à la sortie du détecteur quadratique soit décrit par des variables aléatoires exponentielles indépendantes identiquement distribuées (environnement homogène).

Ce détecteur fait la moyenne arithmétique des cellules de référence pour estimer le niveau du clutter. Si  $N$  est le nombre de cellules de référence, ce détecteur calcule la somme  $U$  des  $N/2$  échantillons précédant et la somme  $V$  des  $N/2$  échantillons suivant la cellule sous test, en tenant compte des cellules de garde (FIG. 2.5) :

$$U = \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} x_i, \quad (2.2)$$

$$V = \sum_{i=\frac{N}{2}+1}^N x_i. \quad (2.3)$$

Les deux fenêtres  $U$  et  $V$  sont ensuite additionnées <sup>1</sup> pour obtenir une estimation  $Z$  du

---

<sup>1</sup>En fait,  $Z$  est la somme des cellules de référence au lieu de leur moyenne. A notre avis, puisque  $N$  est une constante, cela permet de faire l'économie d'une division.

clutter :

$$Z = U + V. \quad (2.4)$$

Le seuil est calculé en multipliant  $Z$  par le facteur d'échelle  $T$  et le détecteur prend une décision en comparant  $TZ$  à l'amplitude  $Y$  de l'échantillon dans la cellule de référence :

$$\begin{array}{l} H_1 \\ Y > TZ \\ H_0 \end{array} \quad (2.5)$$

La notation (2.5) signifie que si  $Y > TZ$ , alors la décision est en faveur de  $H_1$  (cible présente), sinon elle est en faveur de  $H_0$  (cible absente).

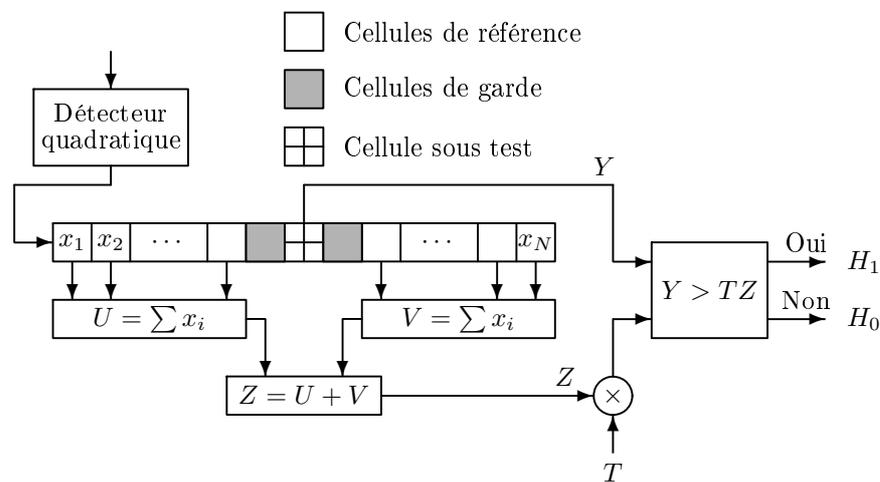


FIG. 2.5 – Processeur CA-CFAR.

### 2.2.2.1 Étude probabiliste

La densité de probabilité conditionnelle de la sortie de la cellule sous test s'écrit :

$$f_{Y/H_i}(y/H_i) = \begin{cases} \frac{1}{2\sigma^2(1+S)} \exp\left[-\frac{y}{2\sigma^2(1+S)}\right] & , \text{ pour } i = 1 \\ \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left[-\frac{y}{2\sigma^2}\right] & , \text{ pour } i = 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

où  $\sigma^2$  représente la puissance du bruit et  $S$  le rapport signal sur bruit. L'hypothèse  $H_0$  correspond au cas où le bruit est seul alors que l'hypothèse  $H_1$  correspond au cas où le bruit est accompagné d'un signal cible.

La probabilité de détection  $P_d$  est donnée par :

$$P_d = E_Z[P(Y > TZ/H_1)] \quad (2.7)$$

où  $Z$  est le niveau estimé du bruit et  $E_Z$  l'espérance mathématique de  $Z$ . D'après les équations (2.6) et (2.7), on a :

$$P_d = E_Z \left[ \int_{TZ}^{\infty} \frac{1}{2\sigma^2(1+S)} \exp \left[ -\frac{y}{2\sigma^2(1+S)} \right] dy \right] \quad (2.8)$$

soit :

$$P_d = E_Z \left[ \exp \left( -\frac{TZ}{2\sigma^2(1+S)} \right) \right] \quad (2.9)$$

$$= M_z \left[ -\frac{T}{2\sigma^2(1+S)} \right] \quad (2.10)$$

où  $M_z$  est la fonction génératrice des moments (FGM) de la variable aléatoire  $Z$  qui s'écrit pour le détecteur CA-CFAR :

$$Z = \sum_{i=1}^N X_i \quad (2.11)$$

où  $X_i$  représente la variable aléatoire qui décrit l'amplitude de l'échantillon dans la  $i^{\text{ème}}$  cellule de référence.

D'autre part, la densité de probabilité donnée par (2.6) est un cas particulier de la densité de probabilité de la distribution Gamma  $G(\alpha, \beta)$  :

$$f_X(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} x^{\alpha-1} \exp \left( -\frac{x}{\beta} \right) \quad (2.12)$$

qui a pour FGM [4] :

$$M_x(t) = \frac{1}{(1 - \beta t)^\alpha} \quad (2.13)$$

Pour  $\alpha = 1$ , on obtient une densité de probabilité exponentielle :

$$f_X(x) = \frac{1}{\beta} \exp \left( -\frac{x}{\beta} \right) \quad (2.14)$$

de la même forme que celle donnée par (2.6) avec  $\beta = 2\sigma^2(1 + S)$  pour l'hypothèse  $H_1$  et  $\beta = 2\sigma^2$  pour l'hypothèse  $H_0$ . Ainsi, en substituant dans l'équation (2.13)  $\alpha$  et  $\beta$ , on obtient la FGM de la variable aléatoire  $X_i$  :

$$M_x(t) = \frac{1}{(1 - 2\sigma^2 t)} \quad (2.15)$$

qui, combinée avec la relation (2.11) et en supposant que les  $X_i$  sont indépendantes et identiquement distribuées, donne la FGM de  $Z$  :

$$M_z(t) = M_x^N(t) \quad (2.16)$$

$$= \frac{1}{(1 - 2\sigma^2 t)^N} \quad (2.17)$$

Finalement, des équations (2.10) et (2.17), on trouve que la probabilité de détection vaut :

$$P_d = \left( \frac{1 + S}{1 + S + T} \right)^N \quad (2.18)$$

La probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  s'obtient simplement en mettant  $S = 0$  dans (2.18) car  $P_{fa}$  correspond à l'hypothèse  $H_0$  où le rapport signal sur bruit  $S$  est nul (pas de signal) :

$$P_{fa} = (1 + T)^{-N} \quad (2.19)$$

C'est la formule (2.19) qui est utilisée pour calculer le facteur d'échelle correspondant à une probabilité de fausse alarme fixée. Le TAB. (2.1) présente les valeurs du facteur d'échelle pour différentes probabilités de fausse alarme  $P_{fa}$  et différentes valeurs du nombre de cellules de référence  $N$ .

$N \backslash P_{fa}$	$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$	$10^{-6}$	$10^{-7}$
8	0.77	1.37	2.16	3.21	4.62	6.49
16	0.33	0.53	0.77	1.05	1.37	1.73
24	0.21	0.33	0.46	0.61	0.77	0.95
32	0.15	0.24	0.33	0.43	0.53	0.65

TAB. 2.1 – Valeurs du facteur d'échelle du CA-CFAR.

### 2.2.2.2 Simulation

Nous avons généré avec MATLAB un signal aléatoire de 100 échantillons à distribution de Rayleigh, ce qui correspond au modèle 1 de Swerling (cf. § 1.7), qu'on utilisera pour simuler la méthode de détection CA-CFAR. Le but de cette simulation est d'analyser les caractéristiques de ce détecteur en traçant son seuil adaptatif dans différents environnements et en étudiant la probabilité de détection du CA-CFAR en fonction du rapport signal sur bruit pour différentes probabilités de fausse alarme et différentes valeurs du nombre de cellules de référence.

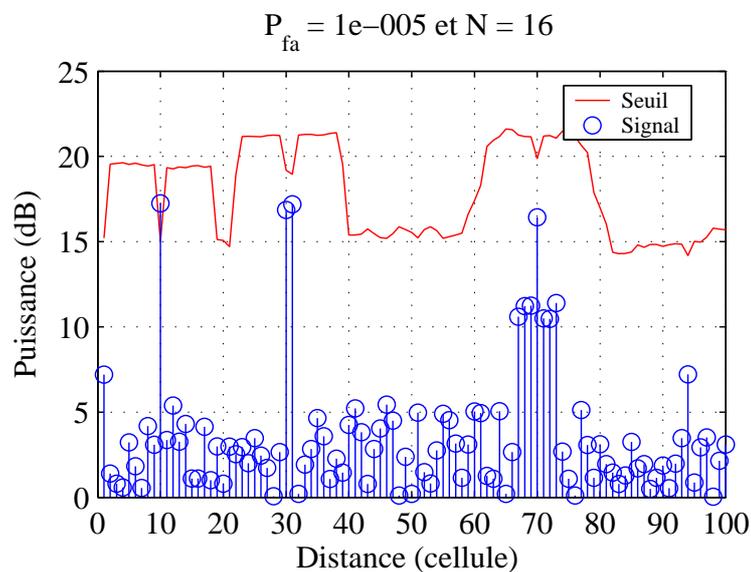


FIG. 2.6 – Évolution du seuil du détecteur CA-CFAR selon le degré d'homogénéité de l'environnement.

La FIG. 2.6 illustre l'évolution du seuil de détection du CA-CFAR dans différents cas d'environnement. Sur l'axe des distances, il y a une cible à la cellule 10, deux cibles interférentes entre elles aux cellules 30 et 31, et enfin une cible à la cellule 70 noyée dans un clutter. La cible à la cellule 10 ne peut pas interférer avec les cibles aux cellules 30 et 31 car la distance entre les cellules 10 et 30 est supérieure à 16, qui est le nombre de cellules de référence utilisé. Il en est de même de la cellule 70 vis-à-vis des cellules 30 et 31.

Sur la FIG. 2.6, la cible à la cellule 10, se trouvant dans un environnement homogène, est détectée par le CA-CFAR. C'est dans un tel environnement que le CA-CFAR est destiné à travailler. Par contre, la détection des deux cibles aux cellules 30 et 31 est manquée car

chacune de ces cibles (30 et 31) se trouve dans la fenêtre de référence de l'autre, ce qui fait monter démesurément le seuil de détection. Enfin, si l'écho est accompagné d'un clutter, la détection des cibles situées près du bord de ce clutter, ce qui est le cas de la cible à la cellule 70, sera probablement ratée. Dans ce cas aussi, l'amplitude assez élevée du clutter fait monter plus qu'il n'en faut le seuil de détection. D'une manière générale, plus le clutter pénètre dans la fenêtre de référence, plus le seuil monte et moins probable sera la détection.

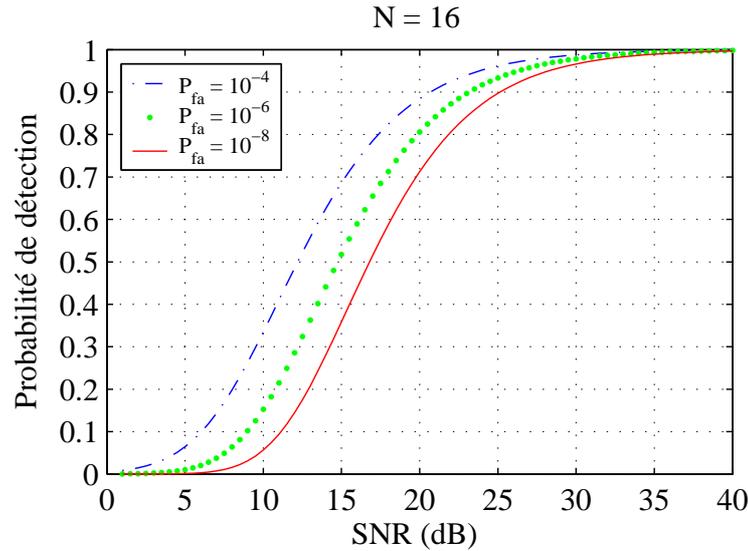


FIG. 2.7 – Probabilité de détection du CA-CFAR en fonction du rapport signal sur bruit avec  $P_{fa}$  comme paramètre.

Nous allons maintenant étudier l'influence du rapport signal sur bruit SNR sur la probabilité de détection  $P_d$ . Deux cas seront examinés. En fixant le nombre  $N$  de cellules de référence et en prenant la probabilité de fausse alarme comme paramètre et vice versa. Les courbes de la probabilité de détection peuvent être tracées de deux manières, soit par le calcul direct à l'aide des équations (2.18) et (2.19), soit par simulation avec la méthode Monte-Carlo. Nous avons opté pour le calcul direct car les expressions de  $P_d$  et  $P_{fa}$  sont simples pour le détecteur CA-CFAR.

En fixant le nombre de cellules de référence, on constate d'après la FIG. 2.7 que lorsque le rapport signal sur bruit augmente, la probabilité de détection augmente. C'est ce qu'on pourrait attendre intuitivement car moins le signal est bruité, plus la détection des cibles éventuelles est facile. On remarque aussi que la probabilité de détection va dans le même sens que la probabilité de fausse alarme. L'interprétation en est que plus on essaye de détecter

plus de cibles, plus il est probable de faire des erreurs en prenant des pics de bruit pour des cibles.

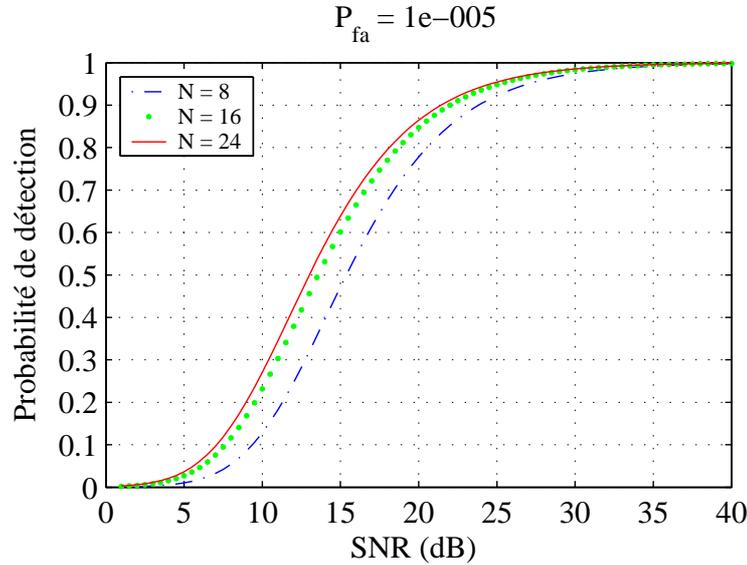


FIG. 2.8 – Probabilité de détection du CA-CFAR en fonction du rapport signal sur bruit avec  $N$  comme paramètre.

En fixant maintenant la probabilité de fausse alarme, la FIG. 2.8 montre que pour un même rapport signal sur bruit la probabilité de détection s'améliore lorsque le nombre de cellules de référence augmente. D'un point de vue théorique, plus le nombre de cellules de référence est important, plus l'estimation du bruit environnant est meilleure, plus le CA-CFAR approche le détecteur optimal de Neyman-Pearson. Mais ce nombre ne peut pas être pris trop grand car on doit estimer l'entourage direct de la cible. Le détecteur CA-CFAR est basé sur l'hypothèse que le clutter au voisinage de la cellule sous test est homogène. En pratique, les observations ont montré que le clutter reste homogène sur une distance maximale de un mille nautique (environ 1.8 km). Pour une application convenable du CA-CFAR, le nombre de cellules de référence optimal  $N_o$  est lié à la distance  $D_{hc}$  sur laquelle le clutter reste homogène par l'expression :

$$N_o = \frac{2D_{hc}}{c\tau} - 2N_{cg} - 1 \quad (2.20)$$

où  $c$  est la vitesse des ondes électromagnétiques,  $\tau$  la durée d'une impulsion du signal radar et  $N_{cg}$  le nombre de cellules de garde par demi-fenêtre de référence.

### 2.2.3 Le détecteur OS-CFAR

Pour remédier aux problèmes rencontrés par les détecteurs SO- et GO-CFAR dans le cas d'un environnement non homogène, Rohling [11] a introduit un nouveau détecteur basé sur les statistiques d'ordre, c'est-à-dire sur les propriétés statistiques d'un ensemble ordonné d'échantillons. Les échantillons sont ordonnés selon leur amplitude croissante pour obtenir la suite d'échantillons ordonnés suivante :

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(k)} \leq \dots \leq X_{(N)} \quad (2.21)$$

L'échantillon  $X_{(k)}$ , d'ordre  $k$ , est ensuite choisi pour représenter le test statistique  $Z$  (FIG. 2.9) :

$$Z = X_{(k)} \quad (2.22)$$

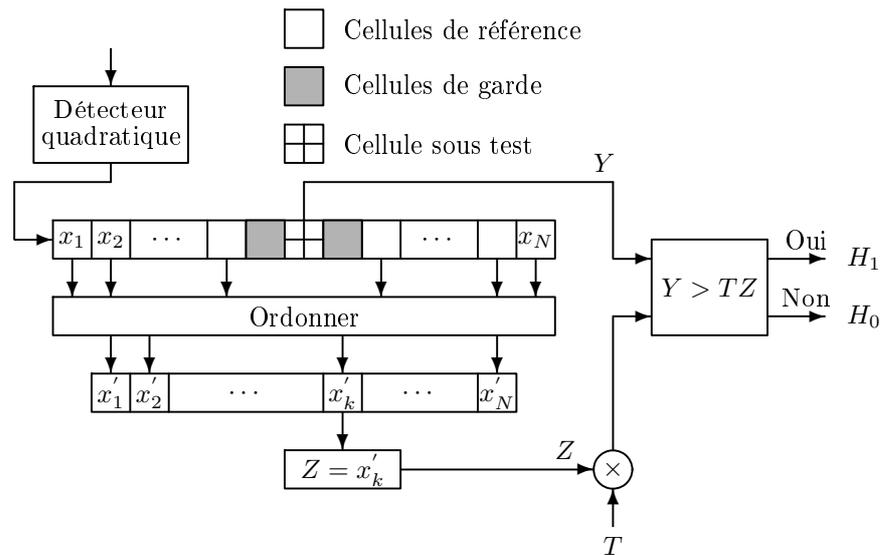


FIG. 2.9 – Processeur OS-CFAR.

Ce détecteur offre une certaine immunité aux cibles interférentes. En effet les échos provenant de ces dernières occupent les positions les plus hautes dans la suite ordonnée (2.21) et seront par conséquent éliminés. Il est évident que si  $m$  est le nombre de cibles interférentes, qui apparaissent dans la fenêtre de référence, il faut choisir le paramètre  $k$  tel que  $k \leq N - m$ . Si cette condition n'est pas vérifiée, l'échantillon choisi correspondra à un écho d'une cible interférente et de ce fait la détection de la cible primaire se trouve compromise.

Dans [11], l'analyse de l'effet du paramètre  $k$  sur les performances de détection dans un clutter de type gaussien a été étudiée et la valeur préconisée pour  $k$  est :

$$k = \frac{3N}{4} \quad (2.23)$$

Cette valeur offre un certain compromis entre l'immunité aux cibles interférentes et de faibles pertes de détection dans le cas d'un clutter homogène.

### 2.2.3.1 Étude probabiliste

La fonction densité de probabilité  $f_{X^{(k)}}(x)$  du  $k^{\text{ème}}$  échantillon de la suite ordonnée (2.21) est donnée par :

$$f_{X^{(k)}}(x) = k \binom{N}{k} [F_X(x)]^{k-1} [1 - F_X(x)]^{N-k} f_X(x) \quad (2.24)$$

où  $N$  est le nombre d'échantillons ordonnés et  $f_X(x)$  et  $F_X(x)$  respectivement la densité de probabilité et la fonction de répartition d'un échantillon non ordonné.

Dans le cas d'une distribution de Rayleigh, l'équation (2.24) devient :

$$f_{X^{(k)}}(x) = \frac{k}{\mu} \binom{N}{k} [e^{-x/\mu}]^{N-k+1} [1 - e^{-x/\mu}]^{k-1} \quad (2.25)$$

Les expressions des probabilités de fausse alarme et de détection sont données par :

$$P_{fa} = k \binom{N}{k} \frac{\Gamma(N - k + T + 1)\Gamma(k)}{\Gamma(N + T + 1)} \quad (2.26)$$

et

$$P_d = k \binom{N}{k} \frac{\Gamma(N - k + T/(1 + S) + 1)\Gamma(k)}{\Gamma(N + T/(1 + S) + 1)} \quad (2.27)$$

où  $T$  désigne le facteur d'échelle de l'OS-CFAR,  $S$  le rapport signal sur bruit,  $\Gamma$  la fonction

gamma définie par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt, \quad x > 0 \quad (2.28)$$

et qui se réduit à :

$$\Gamma(x + 1) = x! \quad (2.29)$$

dans le cas où  $x$  est un entier positif et :

$$\binom{N}{k} = \frac{N!}{k!(N-k)!} \quad (2.30)$$

Le TAB. 2.2 donne le facteur d'échelle correspondant à différents couples courants de la probabilité de fausse alarme et du nombre de cellules de référence.

$N \backslash P_{fa}$	$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$	$10^{-6}$	$10^{-7}$
8	5.874	11.09	18.78	30.08	46.70	71.09
16	4.434	7.429	11.08	15.54	20.95	27.54
24	4.026	6.509	9.346	12.59	16.30	20.52
32	3.842	6.088	8.585	11.34	14.40	17.78

TAB. 2.2 – Valeurs du facteur d'échelle de l'OS-CFAR pour  $k = 0.75N$ .

### 2.2.3.2 Simulation

Comme pour le détecteur CA-CFAR étudié ci-dessus, un signal aléatoire de 100 échantillons est utilisé pour la simulation du détecteur OS-CFAR. Le seuil adaptatif est tracé dans les environnements homogène, à cibles interférentes et clutter et enfin à plus de  $0.25N$  cibles interférentes. La probabilité de détection du détecteur est aussi étudiée en fonction du rapport signal sur bruit en fixant la probabilité de fausse alarme et le nombre de cellules de référence.

La FIG. 2.10 montre différents cas d'environnements ainsi que le comportement de l'OS-CFAR selon ces cas. Sur l'axe des distances, il y a une cible à la cellule 10, deux cibles interférentes aux cellules 30 et 31, 6 cibles interférentes aux cellules 50 à 55, une cible à la cellule 70 noyée dans un clutter et enfin une cible à la cellule 90 noyée elle aussi dans un clutter mais plus accentué.

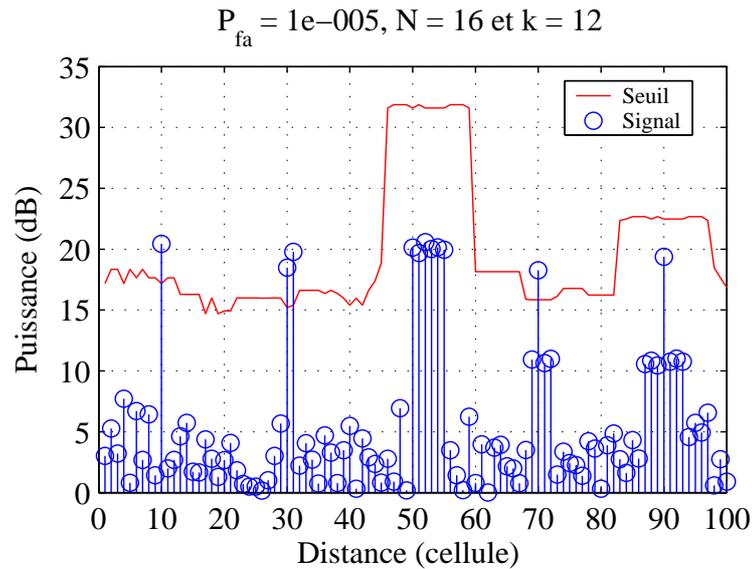


FIG. 2.10 – Évolution du seuil du détecteur OS-CFAR selon le degré d’homogénéité de l’environnement.

On constate sur la FIG. 2.10 que la cible 10, située dans un environnement homogène, est détectée par l’OS-CFAR. Dans un tel environnement, l’OS-CFAR se comporte assez bien relativement au détecteur CA-CFAR. Néanmoins, comme nous le verrons plus loin, l’OS-CFAR présente des pertes en détection par rapport au CA-CFAR. Lorsqu’il y a des cibles interférentes, les performances de l’OS-CFAR dépendent du nombre de ces cibles. Si le nombre de cibles interférentes est inférieur ou égal à  $0.25N$ , soit à 4 dans le cas de la FIG. 2.10 où  $N = 16$ , les cibles sont détectées, comme c’est le cas des deux cibles 30 et 31 ; dans le cas contraire, la détection des cibles est manquée (cas des 6 cibles 50 à 55) car, au lieu d’un échantillon de bruit, c’est l’une de ces cibles interférentes qui sert d’estimée du bruit (cf. équation (2.23)), ce qui fait trop monter le seuil de l’OS-CFAR. Enfin, la cible 70, noyée dans un clutter, est détectée par l’OS-CFAR, alors que la détection de la cible 90, noyée elle aussi dans un clutter qui pénètre plus dans la fenêtre de référence, est ratée.

Dans un environnement à cibles interférentes et/ou clutter, l’OS-CFAR se comporte donc mieux que le CA-CFAR en détectant des cibles interférentes dont le nombre ne dépasse pas  $0.25N$ , ou une cible noyée dans un clutter.

Concernant l’influence du rapport signal sur bruit SNR sur la probabilité de détection  $P_d$ , l’allure des courbes est identique à celle des courbes (FIG. 2.7 et 2.8) du CA-CFAR, c’est-à-dire lorsque le nombre  $N$  de cellules de référence augmente ou que la probabilité de

fausse alarme  $P_{fa}$  diminue, les performances de l'OS-CFAR s'améliorent.

### 2.2.4 Comparaison CA-CFAR/OS-CFAR

Dans les paragraphes précédents, les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR ont été séparément analysés dans divers environnements. Nous allons maintenant faire une comparaison entre eux à travers une étude de leur probabilité de détection en fonction du rapport signal sur bruit dans deux cas, en environnements homogène et non homogène.

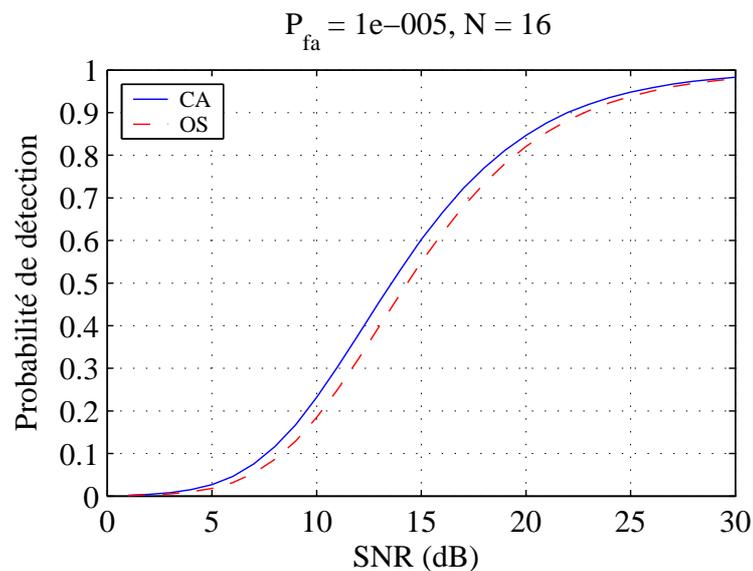


FIG. 2.11 – Comparaison des probabilités de détection du CA-CFAR et de l'OS-CFAR en environnement homogène.

Dans un environnement homogène (FIG. 2.11), les deux détecteurs ont des performances en détection similaires mais le CA-CFAR l'emporte légèrement sur l'OS-CFAR. Ce dernier a donc des pertes en détection par rapport au premier dans un milieu homogène.

Par contre, dans un environnement à une seule cible interférente, la FIG. 2.12 montre que la probabilité de détection du CA-CFAR se dégrade sérieusement alors que l'OS-CFAR est peu affecté.

Chacun des deux détecteurs a donc ses avantages et ses inconvénients. Le choix entre l'un ou l'autre dépend ainsi de la nature de l'environnement.

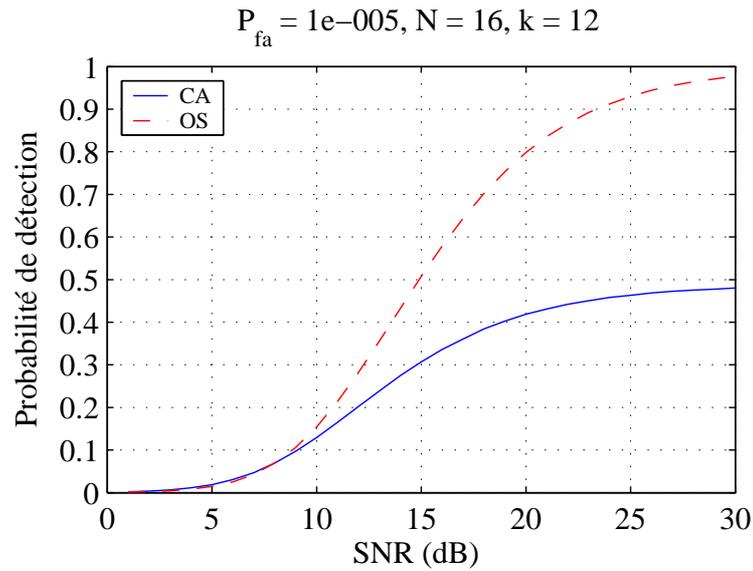


FIG. 2.12 – Comparaison des probabilités de détection du CA-CFAR et de l’OS-CFAR dans un environnement à une seule cible interférente.

## 2.3 Conclusion

Selon la nature du seuil de détection, les techniques de détection radar peuvent être classées en deux types : classiques, où le seuil de détection est fixe ; et adaptatives, appelées aussi CFAR, qui ont l’avantage de l’adaptation continue du seuil au niveau de bruit. Il existe plusieurs types de détecteurs CFAR, dont le CA-CFAR et l’OS-CFAR. Le CA-CFAR est adapté aux environnements homogènes mais perd en performances en présence de clutter ou de cibles interférentes. L’OS-CFAR convient à la détection dans un milieu à cibles interférentes ; il fonctionne aussi dans un milieu homogène mais a des pertes en détection par rapport au CA-CFAR dans ce type de milieu.

# Chapitre 3

## Systeme de detection propose

Au chapitre précédent, nous avons analysé la méthode de détection CFAR en mettant l'accent sur les détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR par la comparaison de leurs performances dans différents environnements. Il a été montré que dans un environnement homogène les deux détecteurs ont des performances comparables mais avec une légère supériorité du CA-CFAR sur l'OS-CFAR, celui-ci ayant des pertes en détection par rapport à celui-là ; dans un environnement à cibles interférentes, les performances du CA-CFAR se dégradent sérieusement alors que l'OS-CFAR reste relativement robuste.

Dans ce chapitre, nous présentons un nouveau détecteur avec comme objectif de se rapprocher du CA-CFAR dans un environnement homogène avec des pertes en détection moindres que celles de l'OS-CFAR, et de l'OS-CFAR dans un environnement à cibles interférentes pour éviter les dégradations de performances du CA-CFAR. Les performances du détecteur proposé sont ensuite comparées à celles du CA-CFAR et de l'OS-CFAR en utilisant la méthode de simulation Monte-Carlo.

### 3.1 Principe

Le système de détection proposé, baptisé *ALC-CFAR* (*Adaptive Linear Combination of CA-CFAR and OS-CFAR*), est une combinaison linéaire des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR dont les coefficients s'adaptent automatiquement à l'environnement. Pour décider de la présence ou non d'une cible dans la cellule sous test, le détecteur ALC-CFAR procède d'abord

à l'estimation  $Z$  du niveau de bruit dans les cellules de référence en utilisant l'expression :

$$Z = \alpha Z_{CA} + (1 - \alpha) Z_{OS} \quad (3.1)$$

où  $Z_{CA}$  et  $Z_{OS}$  sont les niveaux de bruit, dans les cellules de référence, estimés respectivement par le CA-CFAR et l'OS-CFAR et  $\alpha$  un coefficient réel de pondération qui s'adapte au niveau de bruit dans les cellules de référence. L'estimée  $Z$  est ensuite multipliée par un facteur d'échelle  $T$  et le résultat est comparé à l'amplitude  $Y$  de l'échantillon dans la cellule sous test. À l'issue de la comparaison, si  $Y > TZ$  alors l'hypothèse  $H_1$  (cible présente dans la cellule sous test) est déclarée vraie, sinon l'hypothèse alternative  $H_0$  (cible absente dans la cellule sous test) est déclarée vraie (FIG. 3.1).

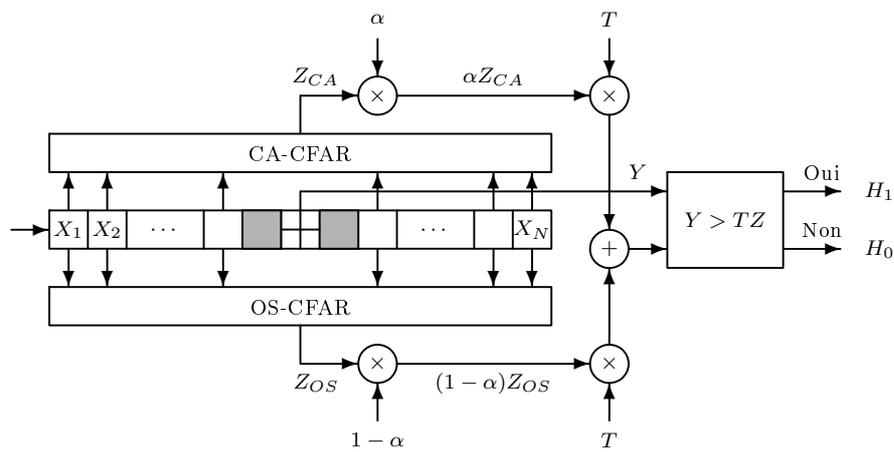


FIG. 3.1 – Processeur ALC-CFAR.

Le calcul du coefficient  $\alpha$  se fait en deux étapes.

**Étape 1** La fenêtre de référence est ordonnée par ordre croissant pour former une nouvelle fenêtre  $W$  qui sera partitionnée en deux sous-fenêtres  $W_0$  et  $W_1$  par la règle :

$$\begin{matrix} W_1 \\ > \\ k \leq K \\ W_0 \end{matrix} \quad (3.2)$$

c'est-à-dire la cellule de référence  $Z_k \in W, k = 1, 2, \dots, N$ , appartient à  $W_1$  si  $k > K$  et à  $W_0$  si  $k \leq K$ , où  $K$  est un seuil entier (FIG. 3.2).

**Étape 2** Les deux sous-fenêtres  $W_0$  et  $W_1$  sont ensuite utilisées pour calculer le coefficient

$\alpha$  suivant l'expression :

$$\alpha = \frac{1}{K Z_N} \sum_{k=1}^K Z_k \quad (3.3)$$

où  $Z_N$  est la plus grande des amplitudes des échantillons de la fenêtre de référence (donc de  $W_1$ ) et  $Z_k$  l'échantillon de rang  $k$  de la sous-fenêtre  $W_0$ .

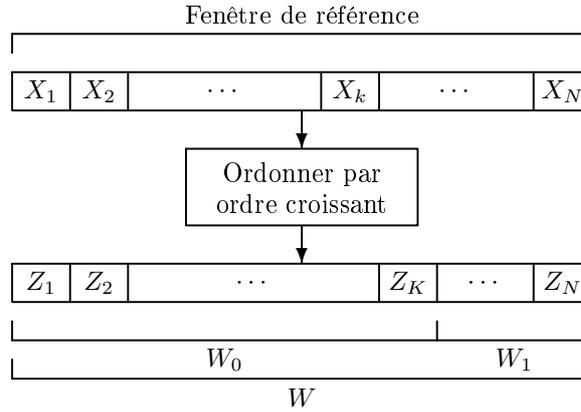


FIG. 3.2 – Illustration de l'étape 1 du calcul de  $\alpha$ .

Il faut préciser que l'estimée  $Z_{CA}$  figurant dans l'équation (3.1) est la *moyenne* arithmétique des échantillons dans la fenêtre de référence, et non la somme de ces échantillons comme dans le CA-CFAR (cf. § 2.2.2). L'utilisation de la moyenne au lieu de la somme s'impose pour rendre  $Z_{CA}$  et  $Z_{OS}$  comparables. Les expressions de  $Z_{CA}$  et  $Z_{OS}$  sont données par :

$$Z_{CA} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N Z_k \quad (3.4)$$

$$Z_{OS} = Z_{K_{OS}} \quad (3.5)$$

où  $N$  est le nombre de cellules de référence et  $K_{OS}$  l'ordre de l'échantillon qui sert d'estimée pour l'OS-CFAR. La valeur préconisée (cf. § 2.2.3) pour  $K_{OS}$  est  $0.75N$ . Dans la suite de l'étude, nous prendrons  $K_{OS} = 0.75N$  et le seuil entier  $K$  introduit dans l'équation (3.3) sera aussi pris égal à  $K_{OS}$ . Le choix de  $K = K_{OS}$  est dicté par l'objectif de n'avoir dans la fenêtre  $W_0$  que des échantillons de bruit tout en donnant à  $W_0$  un nombre de cellules aussi grand que possible. L'avantage de ces deux exigences imposées à  $W_0$  est développé ci-dessous.

L'équation (3.3) signifie que  $\alpha$  est la moyenne arithmétique de  $W_0$  divisée par l'échantillon

d'amplitude la plus élevée dans la fenêtre de référence. Il en résulte que  $\alpha$  est toujours compris entre 0 et 1. Selon la valeur de  $\alpha$ , le détecteur CA-CFAR est plus ou moins favorisé par rapport à l'OS-CFAR et vice versa. Pour montrer comment  $Z$  s'adapte à l'environnement, plusieurs cas sont à distinguer.

Lorsque l'environnement est homogène, c'est-à-dire sans cibles interférentes ni clutter, si tous les échantillons dans la fenêtre de référence sont d'amplitudes *comparables*, le facteur de pondération  $\alpha$  se rapproche de 1 et le détecteur CA-CFAR, qui est adapté aux environnements homogènes, est favorisé dans l'estimation du seuil. S'il y a une cible interférente,  $\alpha$  devient plus faible que dans le cas précédent car l'échantillon de plus grande amplitude dans la fenêtre de référence correspond probablement à la cible interférente ; l'OS-CFAR, qui est adapté aux environnements à cibles interférentes, a donc plus de poids dans ce cas. S'il y a un clutter et/ou plusieurs cibles interférentes,  $\alpha$  reste aussi proche de 0 que dans le deuxième cas (une seule cible interférente) et pratiquement seul l'OS-CFAR intervient dans l'estimation du seuil. L'ALC-CFAR favorise donc l'un ou l'autre des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR selon le degré d'homogénéité de l'environnement.

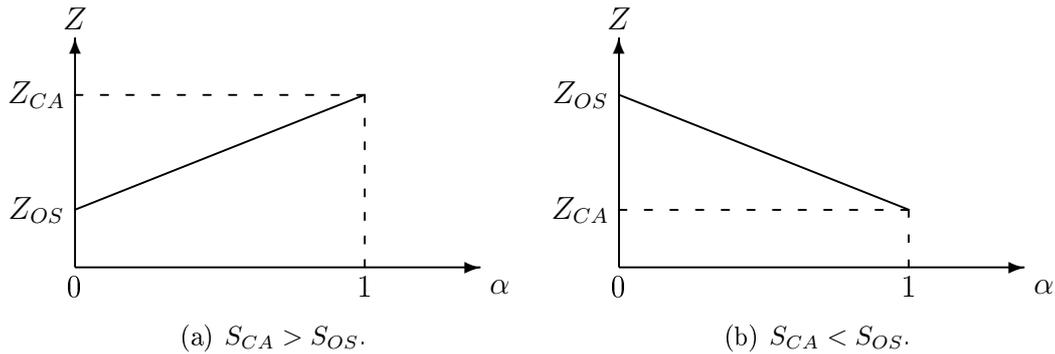
## 3.2 Étude du coefficient $\alpha$

Dans cette section, nous étudions l'influence du facteur de pondération  $\alpha$  sur l'estimation  $Z$  du niveau de bruit dans la fenêtre de référence donnée par l'équation (3.1), ainsi que l'influence de l'environnement sur  $\alpha$ .

En réécrivant l'équation (3.1) de la manière suivante :

$$Z = (Z_{CA} - Z_{OS})\alpha + Z_{OS} \quad (3.6)$$

on constate que  $Z$  est linéaire en fonction de  $\alpha$  et que lorsque  $Z_{CA} > Z_{OS}$ ,  $Z$  est croissante suivant  $\alpha$  et puisque  $0 < \alpha \leq 1$ , l'estimée  $Z$  appartient à l'intervalle  $[Z_{CA}, Z_{OS}]$  (FIG. 3.3(a)). De même, lorsque  $Z_{CA} < Z_{OS}$ ,  $Z$  est décroissante suivant  $\alpha$  et appartient donc au même intervalle (FIG. 3.3(b)). On en déduit que l'estimation  $Z$  du niveau de bruit dans la fenêtre de référence est toujours comprise entre les estimations  $Z_{CA}$  et  $Z_{OS}$  données par le CA-CFAR et

FIG. 3.3 – Variations du seuil de l'ALC-CFAR selon  $\alpha$ .

l'OS-CFAR respectivement. En outre, lorsque  $\alpha$  tend vers 1,  $Z$  tend vers  $Z_{CA}$  et lorsque  $\alpha$  se rapproche de 0,  $Z$  se rapproche de  $Z_{OS}$ . Ces constatations confirment l'aptitude du détecteur ALC-CFAR à s'adapter au niveau de bruit environnant, à supposer que  $\alpha$  tende vers 1 dans un environnement homogène et vers 0 dans un environnement à cibles interférentes et/ou clutter.

Cependant, les échantillons dans la fenêtre de référence étant ordonnés par ordre croissant, les amplitudes des échantillons les plus petits risquent d'être trop faibles par rapport à l'échantillon d'amplitude maximale ; ce qui peut rendre  $\alpha$  plus proche de 0 que de 1 et ce, même en absence de cibles interférentes. Il est donc nécessaire d'étudier quantitativement  $\alpha$ . Pour cela, nous considérerons deux cas : environnement à bruit seul et environnement à une seule cible interférente. Nous supposons, en absence de cibles interférentes et de clutter, que les amplitudes des échantillons de bruit dans les cellules de référence sont des variables aléatoires indépendantes identiquement distribuées et de distribution exponentielle, ce qui correspond au modèle 1 de Swerling (cf. § 1.7.1).

Dans le premier cas, où les cellules de référence ne contiennent que du bruit, le coefficient  $\alpha$  est un processus stochastique car composé de variables aléatoires (cf. équation (3.3)). On peut donc calculer son espérance mathématique. Le calcul de l'espérance mathématique de  $\alpha$  est fait par la méthode Monte-Carlo en raison des difficultés inhérentes au calcul analytique de la densité de probabilité de  $\alpha$ . Les résultats sont présentés au TAB. 3.1 où  $N$  représente le nombre de cellules de référence et  $E_\alpha(\alpha)$  l'espérance mathématique de  $\alpha$ .

Le TAB. 3.1 montre, contrairement à ce que l'on espérait, que le coefficient  $\alpha$  ne se rapproche pas plus de 1 que de 0 en environnement homogène : la valeur de  $E_\alpha(\alpha)$  observée

$N$	8	16	24	32
$E_\alpha(\alpha)$	0.244	0.185	0.160	0.147

TAB. 3.1 – Moyenne de  $\alpha$  pour différentes valeurs de  $N$  lorsqu'il y a du bruit seul.

pour  $N = 8$  est de 0.25, qui est plus proche de 0 que de 1, et  $E_\alpha(\alpha)$  diminue lorsque  $N$  augmente. Comme conséquence, lorsqu'il y a du bruit seul, le poids du CA-CFAR est de seulement 24 % alors que celui de l'OS-CFAR monte jusqu'à 76 % pour  $N = 8$ .

Dans le deuxième cas, où les cellules de référence contiennent du bruit ainsi qu'une seule cible interférente, les résultats pour l'espérance mathématique  $E_\alpha(\alpha)$  sont montrés par le TAB. 3.2.

$N$	8	16	24	32
$E_\alpha(\alpha)$	0.066	0.054	0.049	0.047

TAB. 3.2 – Moyenne de  $\alpha$  pour différentes valeurs de  $N$  en présence d'une seule cible interférente de SNR = 15 dB.

On constate, d'après le TAB. 3.2, que  $E_\alpha(\alpha)$  chute à 0.066 pour  $N = 8$  en présence d'une cible interférente de 15 dB de rapport signal sur bruit. Dans ces conditions, le poids du CA-CFAR est d'environ 7 % et celui de l'OS-CFAR de 93 %. L'ALC-CFAR se comporte donc effectivement comme l'OS-CFAR en présence d'une cible interférente. En outre, le TAB. 3.2 montre que plus le nombre  $N$  de cellules de référence augmente, plus l'ALC-CFAR se rapproche de l'OS-CFAR. S'il y a deux cibles interférentes, les résultats seront semblables à ceux d'une seule cible interférente car la deuxième cible interférente n'intervient pas dans le calcul de  $\alpha$ . L'étude de  $\alpha$  au-delà de  $0.25N$  cibles interférentes n'est pas intéressante car dans ces conditions aucun des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR ne fonctionne correctement (cf. équation (3.5)).

En conclusion, l'hypothèse *l'ALC-CFAR se rapproche du CA-CFAR en environnement homogène et de l'OS-CFAR en environnement à cibles interférentes* est plus valable en environnement à cibles interférentes qu'en environnement homogène.

### 3.3 Facteur d'échelle

Le facteur d'échelle  $T$  permet de contrôler la probabilité de fausse alarme des détecteurs CFAR. D'une manière générale, le facteur  $T$  est lié à la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  par :

$$\begin{aligned} P_{fa} &= E_Z[P(Y > TZ/H_0)] \\ &= E_Z \left[ \int_{TZ}^{\infty} f_{Y/H_0}(y/H_0) dy \right] \end{aligned} \quad (3.7)$$

Nous supposons la densité de probabilité du bruit dans les cellules de référence exponentielle et à bruit additif. Ainsi, sous l'hypothèse  $H_0$ , c'est-à-dire lorsqu'il y a du bruit seul, la densité de probabilité des amplitudes des échantillons dans les cellules de référence est [4] :

$$f_{Y/H_0}(y/H_0) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp \left[ -\frac{y}{2\sigma^2} \right] \quad (3.8)$$

où  $\sigma^2$  est la puissance du bruit ; sous l'hypothèse  $H_1$ , c'est-à-dire lorsque le bruit est additionné à un signal de rapport signal sur bruit  $S$ , cette densité de probabilité devient :

$$f_{Y/H_1}(y/H_1) = \frac{1}{2\sigma^2(1+S)} \exp \left[ -\frac{y}{2\sigma^2(1+S)} \right] \quad (3.9)$$

En substituant l'équation (3.8) dans (3.7) et en calculant l'intégrale, on trouve que l'expression de la probabilité de fausse s'écrit :

$$P_{fa} = E_Z \left[ \exp \left( -\frac{TZ}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (3.10)$$

Le calcul formel du deuxième membre de l'équation (3.10) nécessite la connaissance de la densité de probabilité de la variable aléatoire  $Z$ , ce qui n'est pas le cas en raison de la complexité de l'expression (3.1) de la variable aléatoire  $Z$ , réécrite ci-dessous :

$$Z = \alpha Z_{CA} + (1 - \alpha) Z_{OS} \quad (3.11)$$

qui est une combinaison des variables  $Z_{CA}$ ,  $Z_{OS}$  et  $\alpha$  qui sont elles aussi aléatoires et de densités de probabilité différentes ; de plus,  $\alpha$  est le rapport de deux variables aléatoires.

Néanmoins, nous avons exploité l'expression (3.10) pour évaluer à l'aide d'un programme MATLAB le facteur d'échelle  $T$  du détecteur ALC-CFAR pour différentes probabilités de fausse et différentes valeurs du nombre  $N$  de cellules de référence (TAB. 3.3).

$N \backslash P_{fa}$	$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$	$10^{-6}$	$10^{-7}$
8	5.93	11.0	18.2	29.0	44.7	67.3
16	4.55	7.55	11.2	15.6	20.7	26.7
24	4.15	6.66	9.47	12.9	16.4	20.5
32	3.95	6.23	8.76	11.6	14.6	17.9

TAB. 3.3 – Valeurs du facteur d'échelle de l'ALC-CFAR pour  $K = K_{OS} = 0.75N$ .

Des abaques donnant la probabilité de fausse alarme en fonction de  $T$  et de  $N$  sont donnés en annexe.

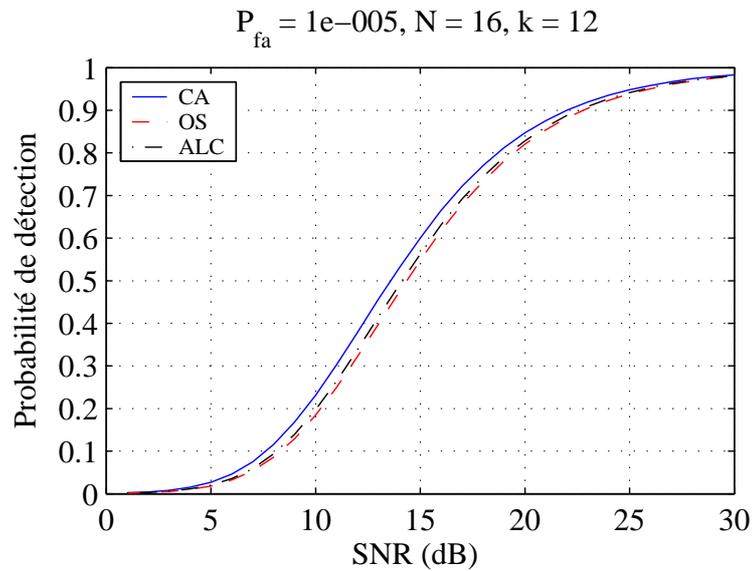


FIG. 3.4 – Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans un milieu homogène.

### 3.4 Simulation et comparaison

Dans cette section, les performances du détecteur ALC-CFAR seront comparées à celles des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR dans différents environnements. La comparaison est basée sur le tracé de la probabilité de détection en fonction du rapport signal sur bruit en

utilisant la méthode Monte-Carlo. Celle-ci s'impose car pour le détecteur ALC-CFAR l'expression formelle liant la probabilité de détection au rapport signal sur bruit n'est pas encore connue. Les simulations sont faites avec 16 cellules de référence et une probabilité de fausse alarme de  $10^{-5}$ . Quatre cas d'environnements seront envisagés : sans cibles interférentes et avec une, trois et cinq cibles interférentes.

Dans le cas d'un environnement homogène, c'est-à-dire sans cibles interférentes, la FIG. 3.4 montre que les trois détecteurs CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR ont des probabilités de détection proches l'une de l'autre mais l'ALC-CFAR présente de meilleures performances que l'OS-CFAR tout en restant moins performant que le CA-CFAR. Il est connu que l'OS-CFAR a des pertes en détection par rapport au CA-CFAR dans un environnement homogène ; l'ALC-CFAR réduit donc légèrement ces pertes dans un tel environnement.

Dans un environnement à une seule cible interférente, la probabilité de détection du CA-CFAR se dégrade tandis que l'OS-CFAR reste performant : l'ALC-CFAR demeure très proche de l'OS-CFAR (FIG. 3.5). Si le nombre de cibles interférentes augmente tout en restant inférieur à celui toléré par l'OS-CFAR (4 cibles interférentes sont tolérées par l'OS-CFAR pour  $N = 16$ ), la dégradation des performances du CA-CFAR s'accroît, l'OS-CFAR n'est pas affecté et l'ALC-CFAR aussi très rapproché de l'OS-CFAR (FIG. 3.6).

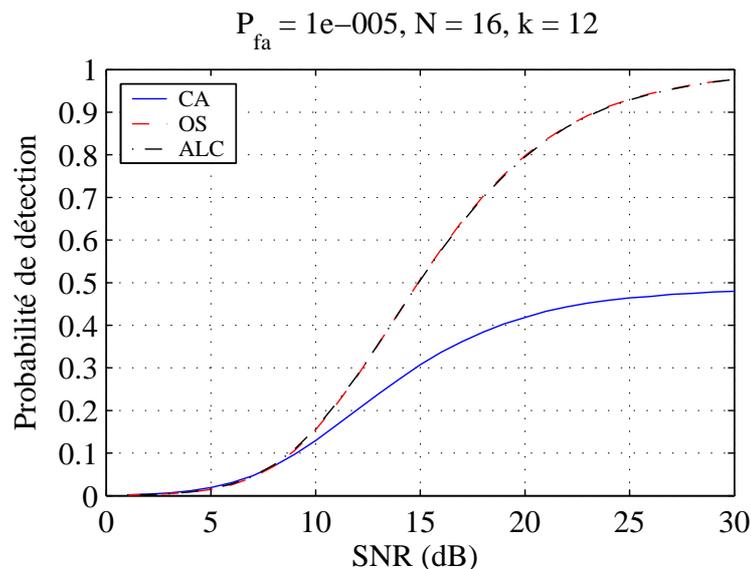


FIG. 3.5 – Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans environnement à une seule cible interférente.

Enfin, dans un environnement où le nombre de cibles interférentes est supérieur à celui

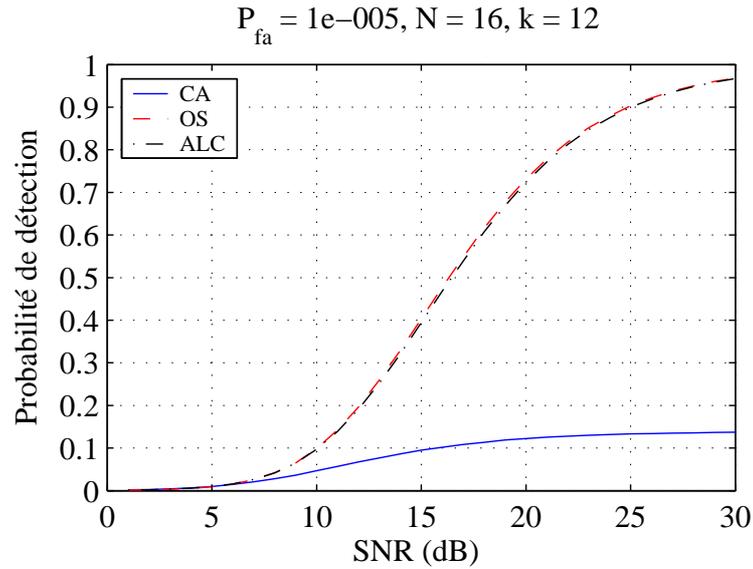


FIG. 3.6 – Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans environnement à 3 cibles interférentes.

toléré par l'OS-CFAR, le comportement de l'ALC-CFAR est identique à celui de l'OS-CFAR. Comme les performances de ce dernier sont affectées dans ce cas, celles de l'ALC-CFAR diminuent également (FIG. 3.7).

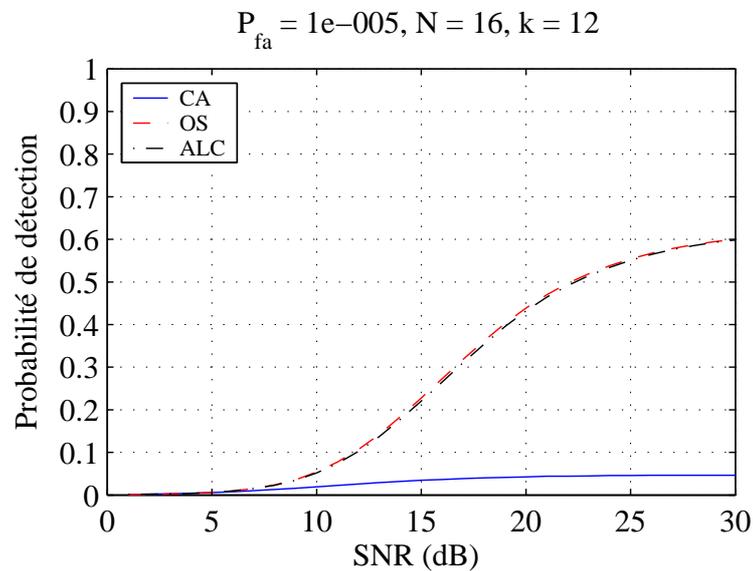


FIG. 3.7 – Comparaison des probabilités de détection de CA-CFAR, OS-CFAR et ALC-CFAR dans environnement à 5 cibles interférentes.

En conclusion, l'ALC-CFAR offre un compromis entre le CA-CFAR et l'OS-CFAR. En environnement homogène, l'ALC-CFAR est plus performant que l'OS-CFAR tout en restant proche du CA-CFAR, qui est conçu pour travailler dans un environnement homogène. Par

contre, lorsqu'il y a des cibles interférentes, l'ALC-CFAR se rapproche de l'OS-CFAR, qui est conçu pour supporter les environnements à cibles interférentes, et évite les dégradations de performances qui caractérisent le CA-CFAR.

## 3.5 Conclusion

Un nouveau détecteur CFAR, baptisé ALC-CFAR, a été présenté, analysé et comparé dans ce chapitre aux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR. L'ALC-CFAR est une combinaison linéaire des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR. Les coefficients de cette combinaison sont formés par un coefficient  $\alpha$  qui varie selon le degré d'homogénéité de l'environnement, ce qui confère au détecteur ALC-CFAR une aptitude à l'adaptation automatique lorsque le nombre de cibles interférentes change.

# Chapitre 4

## Implémentation sur DSP

Une implémentation sur DSP de l'algorithme ALC-CFAR exposé au chapitre précédent est proposée dans le présent chapitre. Cette implémentation tient compte des limitations temps réel imposées par la nature même de la détection radar, étant donné qu'une cible doit être détectée aussitôt qu'elle rentre dans le champ de vision du radar. Le chapitre est organisé comme suit. Après une brève présentation de la carte d'évaluation DSK6711 sur laquelle l'implémentation est faite, la démarche suivie au cours du développement du programme est exposée. Ensuite, les performances en temps réel du programme sont discutées en appliquant ce programme au radar de surveillance aérienne ASR9.

### 4.1 Présentation de la carte DSK6711

La carte DSK6711 (FIG. 4.1) est utilisée pour le test d'applications de traitement numérique du signal en temps réel. Elle est basée sur le processeur de traitement numérique du signal (*DSP, Digital Signal Processor*) TMS320C6711. Autour de ce DSP, la carte fournit divers périphériques pour faciliter l'exploitation et étendre les capacités du DSP. Parmi ces périphériques, on trouve de la mémoire qui étend les capacités mémoire du DSP, un convertisseur analogique/numérique, un convertisseur numérique/analogique, un port parallèle pour communiquer avec un PC, trois LED commandables à partir du programme utilisateur, 3 interrupteurs qui servent à transmettre des ordres au programme au cours de son fonctionnement.



FIG. 4.1 – La carte DSK6711.

### 4.1.1 Description du DSP TMS320C6711

Le DSP TMS320C6711 [17] est un processeur de traitement numérique du signal à virgule flottante de la famille DSP TMS320C6000 de Texas Instrument. Il a une capacité d'exécution de 900 millions d'instructions par seconde avec une fréquence d'horloge de 150 MHz et un temps de cycle de 6,7 ns. Son bus de données est sur 32 bits. Le DSP TMS320C6711 possède deux unités de traitement A et B, chacune contenant 16 registres de 32 bits désignés par A0 à A15 pour l'unité de traitement A et par B0 à B15 pour l'unité B (FIG. 4.2). Chaque unité de traitement est munie de quatre unités dites fonctionnelles. Ce sont ces unités fonctionnelles qui effectuent les opérations arithmétiques et logiques de base, telles que l'addition et la comparaison. Les quatre unités fonctionnelles n'effectuent pas toutes les mêmes opérations ; chacune d'elles est dédiée à une opération arithmétique ou logique donnée. Ainsi, les quatre unités fonctionnelles sont réparties comme suit :

- une unité arithmétique et logique (UAL) capable de travailler en virgule fixe ou flottante, désignée par .L1 pour l'unité A et par .L2 pour l'unité B ;
- une UAL à virgule fixe : .S1 pour A et .S2 pour B ;
- un multiplieur à virgule fixe et flottante : .M1 pour A et .M2 pour B ;
- une UAL à virgule fixe ou flottante qui effectue aussi des opérations d'adressage : .D1 pour A et .D2 pour B.

Les huit unités fonctionnelles peuvent travailler en parallèle. A titre d'exemple, l'unité .L1 peut exécuter une addition pendant que .M1 fait une multiplication.

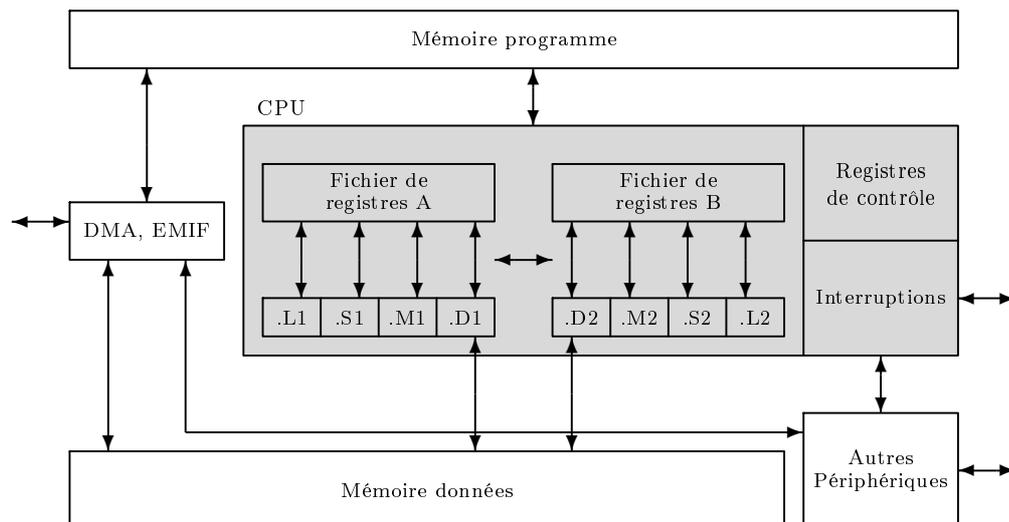


FIG. 4.2 – Diagramme simplifié du DSP TMS320C6711.

#### 4.1.1.1 Mémoire

Le DSP TMS320C6711 utilise l'architecture mémoire dite Harvard. Cette architecture se distingue par séparation de la mémoire en mémoire de données et mémoire de programme, ce qui permet d'accéder en même temps au programme et aux données. La mémoire est répartie en 32 Kbit de mémoire programme, 32 Kbit de mémoire données et 512 Kbit qui peuvent être alloués en mémoire données ou programme ou la combinaison des deux.

#### 4.1.1.2 Périphériques

Comme périphériques, le DSP TMS320C6711 contient entre autres deux temporisateurs de 32 bits pour créer des retards et compter des cycles d'horloge, un port parallèle de 16 bits pour la communication avec un autre processeur, une interface de mémoire externe de 32 bits destinée à l'extension par une mémoire externe, un contrôleur d'accès mémoire direct pour le transfert de données de mémoire à mémoire sans l'intervention des huit unités fonctionnelles du DSP [18].

## 4.2 Implémentation de l'algorithme ALC-CFAR

Dans cette section, un programme implémentant l'algorithme ALC-CFAR est présenté. Ce programme est destiné à être implémenté sur une carte DSK6711, décrite ci-dessus. Il

est directement écrit en langage assembleur pour qu'il ait un temps d'exécution aussi petit que possible, car il est appelé à travailler en temps réel. L'environnement de développement utilisé est le logiciel CCS (*Code Composer Studio*) fait spécialement pour le développement d'applications pour DSP.

La présente section est divisée en deux parties : dans la première partie, le raisonnement suivi durant le développement du programme est présenté ; dans la deuxième partie, les performances temps réel du programme sont discutées.

### 4.3 Démarche suivie

Globalement, le programme s'exécute en deux étapes : une étape d'initialisation et une étape de traitement. Pour expliquer le déroulement de des deux étapes, nous prenons le nombre de cellules de référence égal à 8 et le nombre de cellules de garde à 2 (une cellule de garde avant et une autre après la cellule sous test).

**Étape 1** L'étape d'initialisation est exécutée uniquement une seule fois, lors du démarrage du programme. Au cours de cette étape, le DSP acquiert 11 échantillons : 8 échantillons de référence, 2 échantillons de garde et l'échantillon à tester. Les 8 échantillons de référence sont stockés dans un tampon (zone mémoire) nommé `ref_buf` ; les deux échantillons de garde et l'échantillon sous test sont mis dans un tampon appelé `tst_buf`, avec l'échantillon sous test au milieu de `tst_buf` (FIG. 4.3). Ensuite, la somme des échantillons de `ref_buf`, qui est l'estimation du bruit dans les cellules de références pour le détecteur CA-CFAR, est calculée et gardée en mémoire ; ainsi, lors de la deuxième étape discutée ci-dessous, au lieu de refaire à chaque fois la somme de tous les échantillons de `ref_buf`, il suffit de la mise à jour de cette somme par deux additions et deux soustractions. L'étape d'initialisation est maintenant terminée et le programme est prêt à faire le traitement.

**Étape 2** L'étape de traitement est exécutée à chaque fois qu'un nouvel échantillon est acquis par le DSP. Lorsqu'un nouvel échantillon arrive dans le DSP, les tampons `ref_buf` et `tst_buf` sont mis à jour. Ensuite, les 3 premiers maximums de `ref_buf` sont recherchés puis

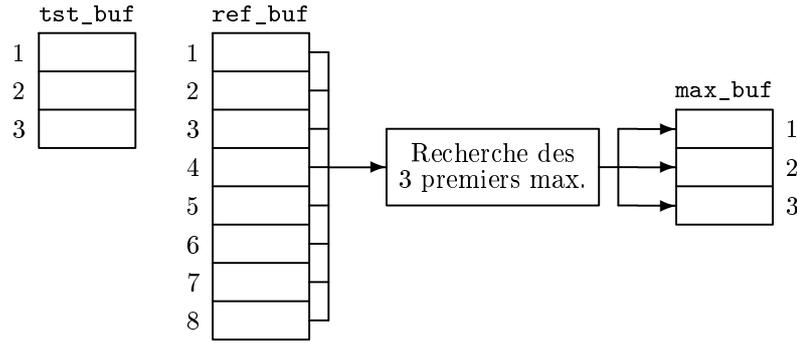


FIG. 4.3 – Illustration des tampons utilisés dans le programme.

mis dans un autre tampon nommé **max\_buf**. Le programme dispose maintenant de toutes les données pour le calcul du coefficient  $\alpha$  du détecteur ALC-CFAR en appliquant l'équation (3.3), reproduite ici :

$$\alpha = \frac{1}{KZ_N} \sum_{k=1}^K Z_k \quad (4.1)$$

Dans l'équation (4.1),  $Z_N$  est le plus grand des échantillons de la fenêtre de référence : il correspond à l'échantillon 1 de **max\_buf** ; la somme des  $K$  plus petits échantillons de la fenêtre de référence correspond à la somme, déjà gardée en mémoire, de tous les échantillons de **ref\_buf** de laquelle (la somme) sont soustraits les échantillons 1 et 2 de **max\_buf**. La constante  $K$  est égale à 6 pour  $N = 8$  (cf. p. 40).

Une fois le coefficient  $\alpha$  calculé, l'estimée  $Z$  du niveau bruit, pour le détecteur ALC-CFAR, dans les cellules de référence est calculée selon l'équation (3.1), reproduite ici :

$$Z = \alpha Z_{CA} + (1 - \alpha) Z_{OS} \quad (4.2)$$

Dans l'équation (4.2),  $Z_{CA}$  est la somme des échantillons de référence, déjà gardée en mémoire, divisée par 8, qui est le nombre de cellule de référence ;  $Z_{OS}$  est l'échantillon 3 de **max\_buf**. Il ne reste, pour trouver le seuil du détecteur ALC-CFAR, qu'à multiplier  $Z$  par le facteur d'échelle de l'ALC-CFAR correspondant à  $N = 8$  et à la probabilité de fausse alarme choisie. Finalement, l'échantillon sous test, correspondant à l'échantillon 2 de **max\_buf**, est comparé au seuil calculé et une décision prise comme suit : si l'échantillon sous test est supérieur au seuil, un 1 est envoyé à la sortie pour signifier que l'échantillon testé correspond à une cible ; autrement, un 0 est envoyé à la sortie pour indiquer que l'échantillon testé ne

correspond pas à une cible. Le test est alors terminé et le programme retourne au début de l'étape 2 pour acquérir un nouvel échantillon et faire un nouveau test.

## 4.4 Performances temps réel

Le programme étant destiné à travailler en temps réel, l'évaluation de ses performances consiste à calculer son temps d'exécution et à comparer ce dernier à un temps critique au-delà duquel le programme ne fonctionnerait plus. Ce temps critique est calculé à partir des caractéristiques du radar de surveillance aérienne ASR9, pris comme exemple.

Le temps d'exécution du programme, désigné par  $t_e$  dans la suite, est le temps nécessaire à l'exécution de l'étape 2 : l'étape 1 n'a pas d'influence sur les performances temps réel du programme car elle est exécutée uniquement une seule fois pour initialiser le programme. Ainsi,  $t_e$  est le temps consommé à partir de l'acquisition d'un nouvel échantillon jusqu'à la prise de décision. Le temps d'exécution  $t_e$  est le même pour tous les échantillons testés.

En variant le nombre  $N$  de cellules de référence, le temps d'exécution change. Le TAB. 4.1 présente les temps d'exécution correspondant à différentes valeurs de  $N$ . Ces temps sont calculés à partir du nombre  $N_c$  de cycles d'horloge, sachant qu'un cycle d'horloge dure 6.7 ns à la fréquence de 150 MHz cadencant le DSP TMS320C6711 de la carte DSK6711. Comme on pouvait s'y attendre, le temps d'exécution augmente lorsque le nombre de cellules de référence augmente.

$N$	8	16	24	32	40	48	56	64
$N_c$	421	1013	1893	3061	4517	6261	8293	10732
$t_e$ ( $\mu$ s)	2.81	6.75	12.62	20.41	30.11	41.74	55.29	71.55

TAB. 4.1 – Temps de test d'une cellule selon le nombre  $N$  de cellules de référence.

Nous allons maintenant introduire les caractéristiques du radar ASR9 pour déterminer le temps critique  $t_c$ , que nous entendons comme étant le temps nécessaire à l'antenne pour tourner d'un angle égal à la résolution angulaire en azimut. Les paramètres du radar ASR9 qui nous intéressent sont mis dans le TAB. 4.2 où  $\Omega$  désigne la vitesse de rotation angulaire de l'antenne,  $\Delta\theta$  la résolution angulaire en azimut,  $F_r$  la fréquence de répétition des impulsions et  $\tau$  la durée d'une impulsion.

$\Omega$	12.5 tr/mn
$\Delta\theta$	1.3°
$F_r$	1200 Hz
$\tau$	1 $\mu$ s

TAB. 4.2 – Paramètres du radar ASR9.

Avec les données du TAB. 4.2, on trouve que la résolution en distance (cf. FIG. 2.1) est :

$$\frac{c\tau}{2} = \frac{3 \times 10^8 \times 10^{-6}}{2} = 150 \text{ m} \quad (4.3)$$

et que le nombre de cellules dans une direction donnée vaut :

$$N_{cell} = \frac{1}{F_r\tau} = \frac{1}{1200 \times 10^{-6}} \approx 800 \quad (4.4)$$

Ainsi, à chaque impulsion émise par le radar, 800 échantillons sont recueillis, chacun correspondant à une cellule. Or, pendant le temps critique  $t_c$ , qui a pour valeur :

$$t_c = \frac{\Delta\theta}{\Omega} = \frac{1.3 \times 60}{12.5 \times 360} = 17.3 \text{ ms} \quad (4.5)$$

le nombre d'impulsions émises est :

$$t_c F_r = 17.3 \times 10^{-3} \times 1200 \approx 21 \quad (4.6)$$

Grâce à l'intégration (cf. p. 20), les 21 vecteurs de 800 échantillons chacun sont intégrés (additionnés) pour former un seul vecteur de 800 échantillons ; le DSP doit ainsi traiter 800 échantillons avant l'expiration du temps critique de 17.3 ms.

Les données trouvées précédemment sont synthétisées dans la FIG. 4.4, qui représente le temps nécessaire au test de toute la portée du radar en fonction du nombre de cellules, avec le nombre de cellules de référence comme paramètre. Le temps critique est représenté par une droite horizontale passant par 17.3 ms.

L'intersection des droites obliques avec la droite du temps critique donne la portée (en cellules) qui peut être traitée en temps réel par le programme proposé. On constate que toute la portée (800 cellules) peut être traitée en temps réel jusqu'à  $N = 32$ . Au-delà de  $N = 32$ ,

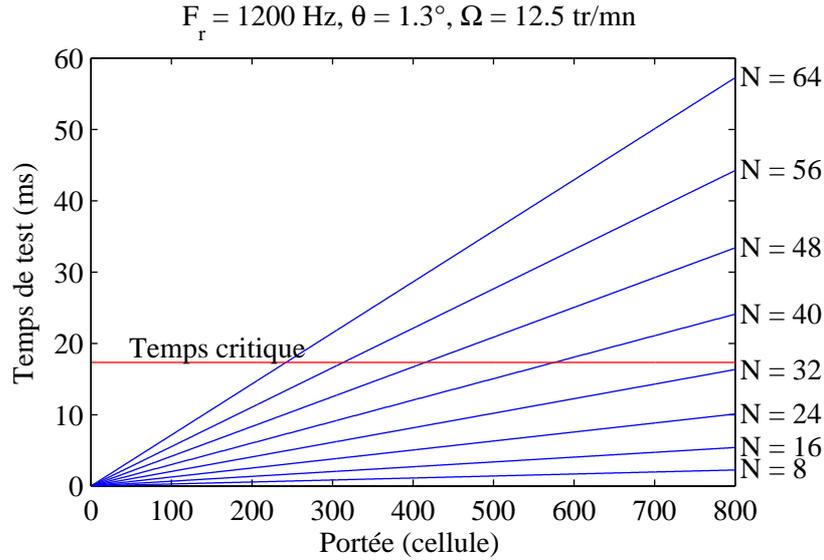


FIG. 4.4 – Temps de test de la portée en fonction du nombre de cellules.

le traitement en temps réel nécessite la réduction de la portée d'autant plus que le nombre de cellules de référence est grand (TAB. 4.3). À titre d'exemple, pour  $N = 40$ , la portée se réduit à 574 cellules.

$N$ (cellule)	Portée	
	(cellule)	(km)
8	800	120
16	800	120
24	800	120
32	800	120
40	574	86.1
48	414	62.1
56	312	46.8
64	241	36.2

TAB. 4.3 – Portée traitable en temps réel selon le nombre  $N$  de cellules de référence.

## 4.5 Conclusion

Un programme implémentant l'algorithme ALC-CFAR sur un DSP TMS320C6711 a été proposé dans ce chapitre. Les performances en temps réel de ce programme ont été discutées en considérant que celui-ci était appliqué au radar de surveillance aérienne ASR9. La totalité de la portée du radar peut être traitée en temps réel jusqu'à 32 cellules de référence. Au-delà

de 32 cellules de référence, l'utilisation en temps réel du programme impose une réduction de la portée. Étant donné que la réduction de la portée a une limite, le programme peut devenir inutilisable si le nombre de cellules de référence dépasse un certain seuil.

# Conclusion générale

Dans la présente étude, un nouveau détecteur radar à taux de fausses alarmes constant a été proposé, analysé et implémenté sur DSP. Le nouveau détecteur, appelé ALC-CFAR, est une combinaison linéaire adaptative des détecteurs, déjà existants, CA-CFAR et OS-CFAR. La combinaison de ces deux détecteurs vise à créer un nouveau détecteur qui s'approche du CA-CFAR en environnement homogène et de l'OS en environnement à cibles interférentes. L'ALC-CFAR réalise plus ou moins cette adaptation automatique à l'environnement grâce à un coefficient  $\alpha$ , calculé sur la base des cellules de référence, qui favorise le CA-CFAR en environnement homogène et l'OS-CFAR en environnement à cibles interférentes.

Les performances en détection de l'ALC-CFAR ont été étudiées dans le cas 1 de Swerling. Cette étude a montré que l'ALC-CFAR se comporte effectivement comme l'OS-CFAR en environnement à cibles interférentes mais il est situé entre le CA-CFAR et l'OS-CFAR en environnement homogène. Le fait que l'ALC-CFAR ne se confond pas avec le CA-CFAR en environnement homogène est dû la faiblesse de la moyenne du coefficient  $\alpha$  (inférieure à 0.25) par rapport à 1 dans ce type d'environnement lorsque le cas 1 de Swerling est considéré.

Une implémentation sur DSP TMS320C6711 de l'algorithme ALC-CFAR a été proposée et ses performances temps réel étudiées. L'étude de ces performances a été faite en appliquant le programme proposé au radar de surveillance aérienne ASR9. En comparant le temps d'exécution du programme à un temps critique calculé pour le radar ASR9, deux situations ont été dégagées selon la taille de la fenêtre de référence. Si le nombre de cellules de référence est inférieur ou égal à 32, le programme est en mesure de traiter en temps réel toute la portée du radar. Par contre, au-delà de ce nombre, seule une partie de la portée peut être traitée en temps réel ; en outre, la réduction de celle-ci est d'autant plus importante que le nombre

de cellules de référence est grand ; la réduction de la portée ayant une limite, le programme peut devenir inutilisable si le nombre de cellules de référence dépasse un certain seuil.

Nous suggérons d'améliorer à l'avenir le comportement du coefficient  $\alpha$  de sorte que sa moyenne se rapproche plus de 1 en environnement homogène toute en restant telle qu'elle est maintenant en environnement à cibles interférentes.

# Annexe

## Abaques du facteur d'échelle $T$ pour l'ALC-CFAR

Cette annexe fournit des abaques pour le calcul du facteur d'échelle  $T$  du détecteur ALC-CFAR en fonction de la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  et du nombre  $N$  de cellules de référence. La plage des probabilités de fausse alarme couvertes va de  $10^{-2}$  à  $10^{-10}$ , alors que le nombre de cellules de référence varie quant à lui de 8 à 32 par pas de 8. Pour plus de précision, les abaques sont répartis en plages d'une décade selon la probabilité de fausse alarme (FIG. 1-8).

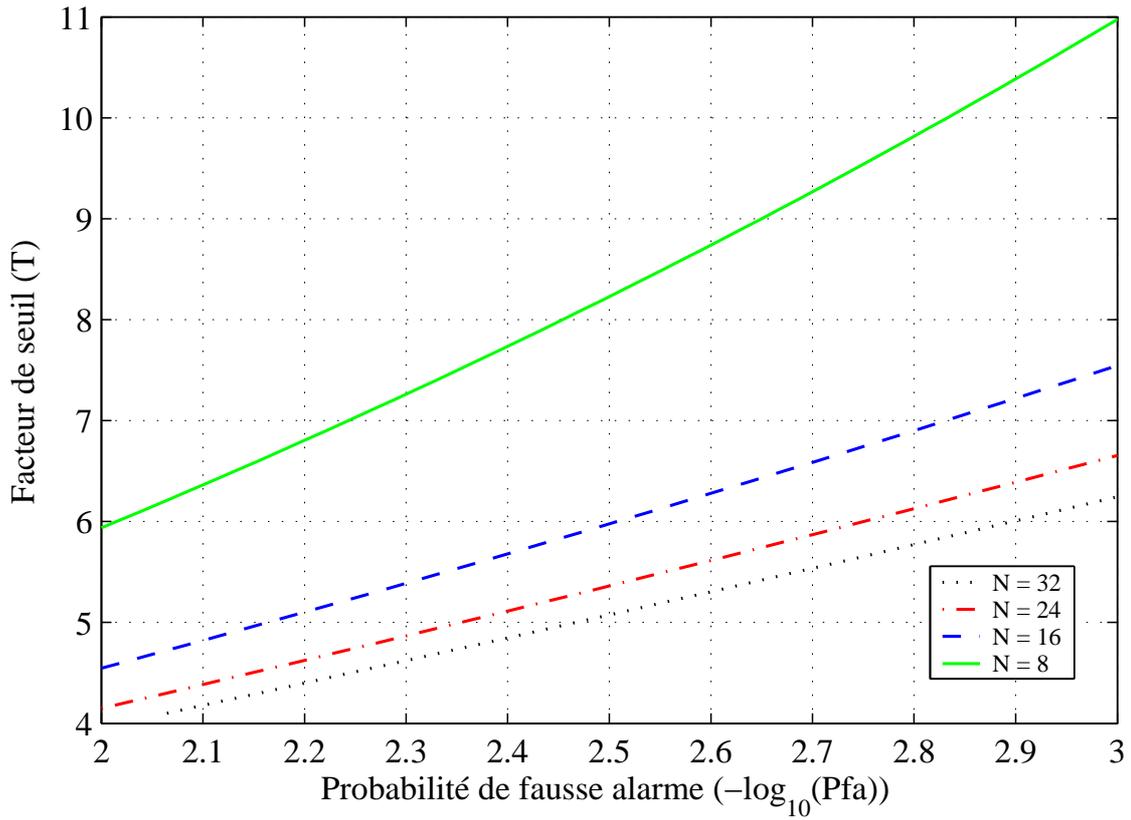


FIG. 1 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-2}$  à  $10^{-3}$ .

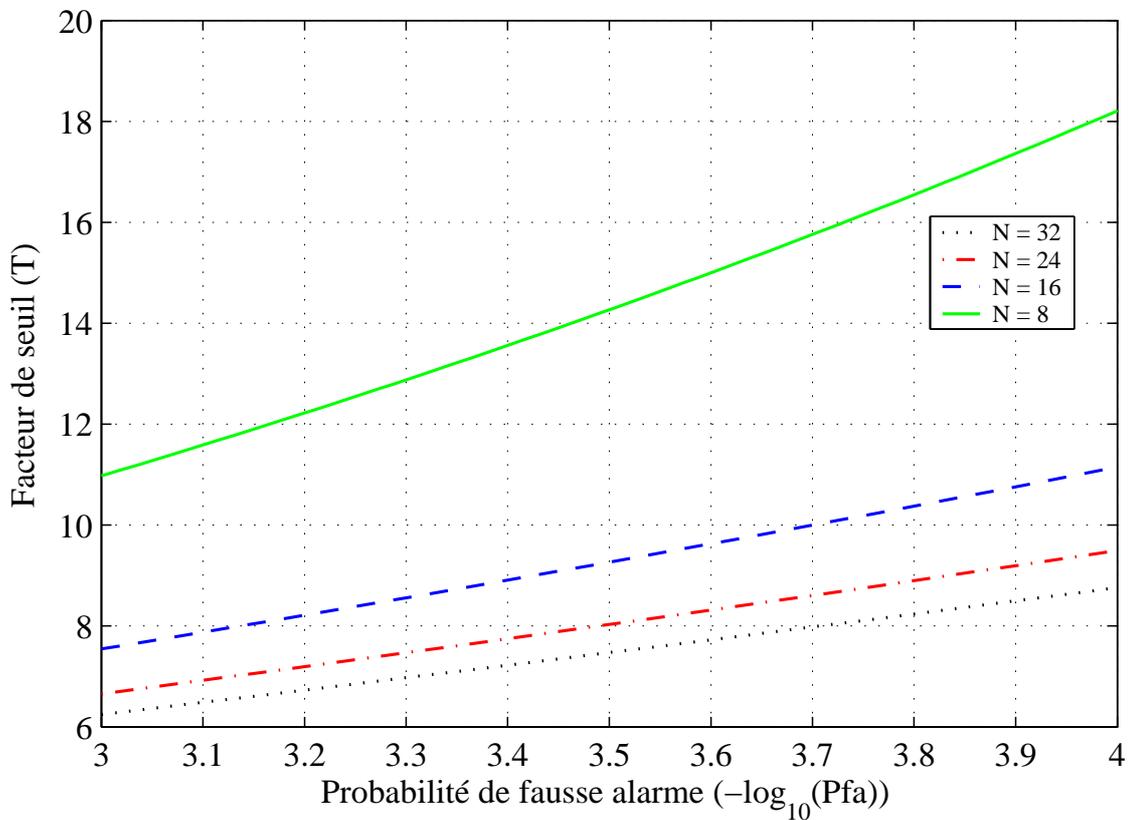


FIG. 2 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-3}$  à  $10^{-4}$ .

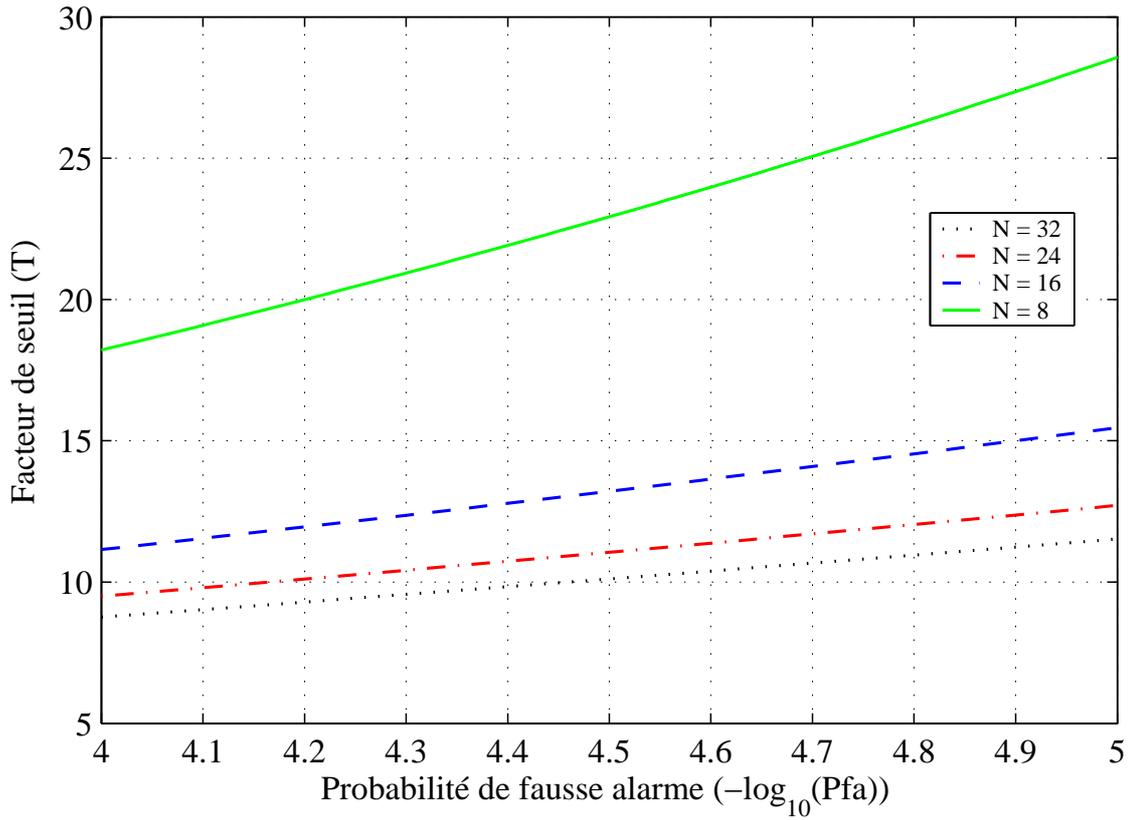


FIG. 3 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-4}$  à  $10^{-5}$ .

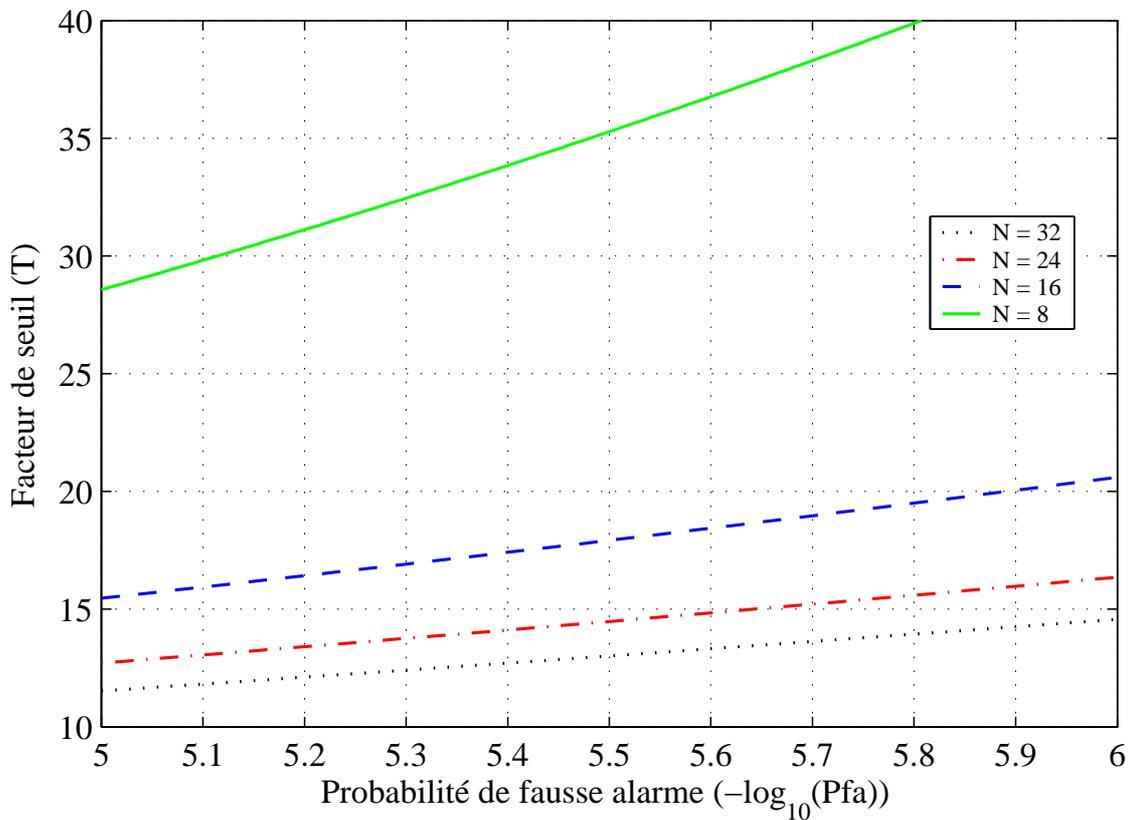


FIG. 4 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-5}$  à  $10^{-6}$ .

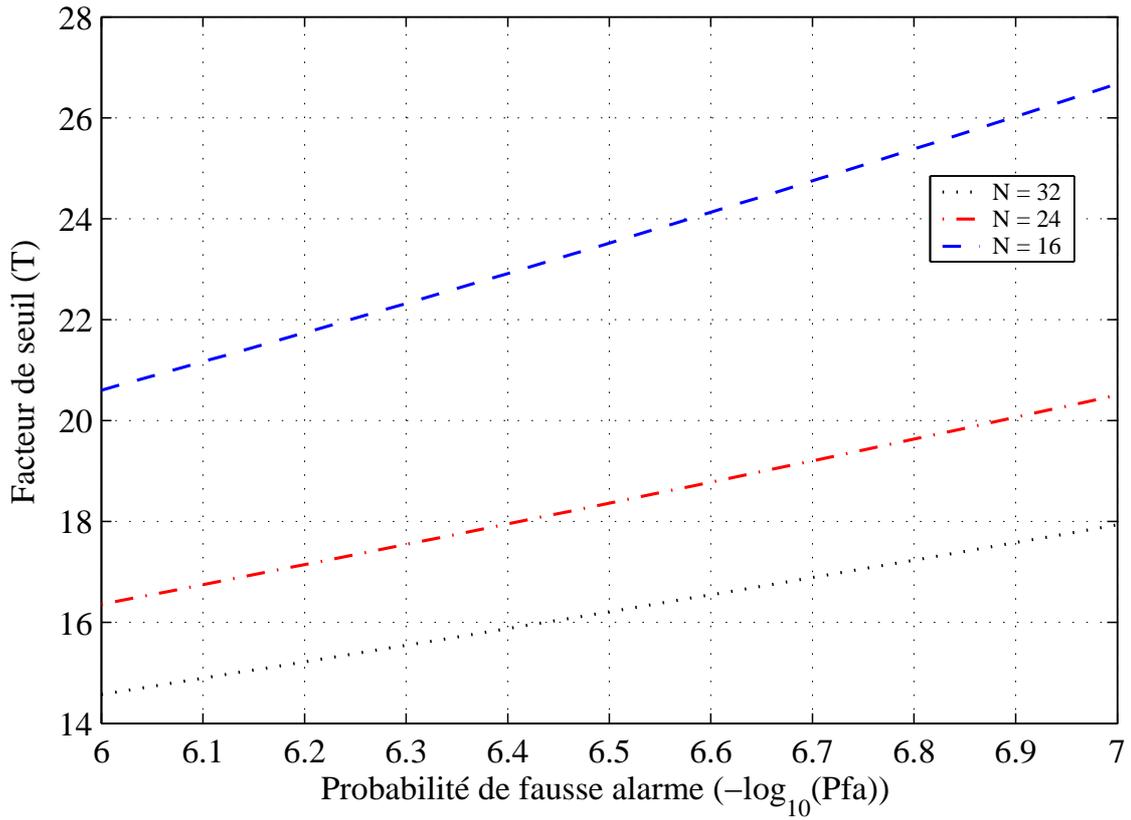


FIG. 5 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-6}$  à  $10^{-7}$ .

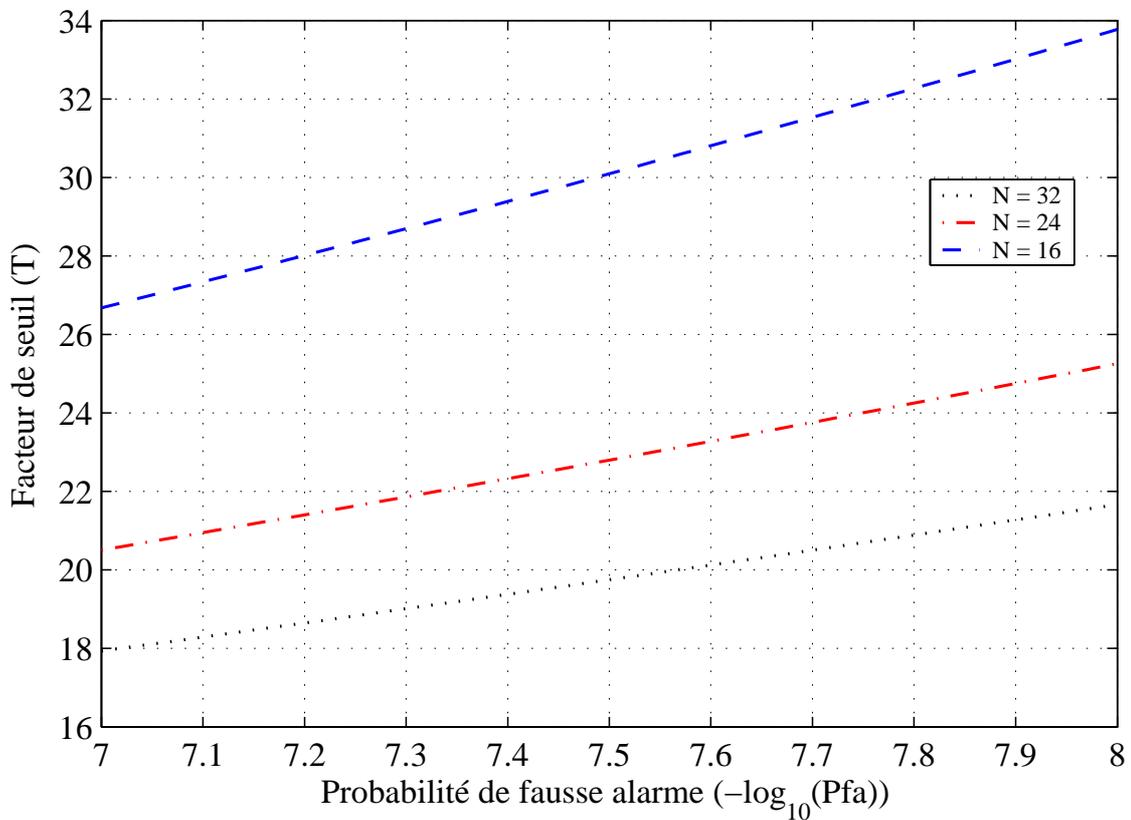


FIG. 6 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-7}$  à  $10^{-8}$ .

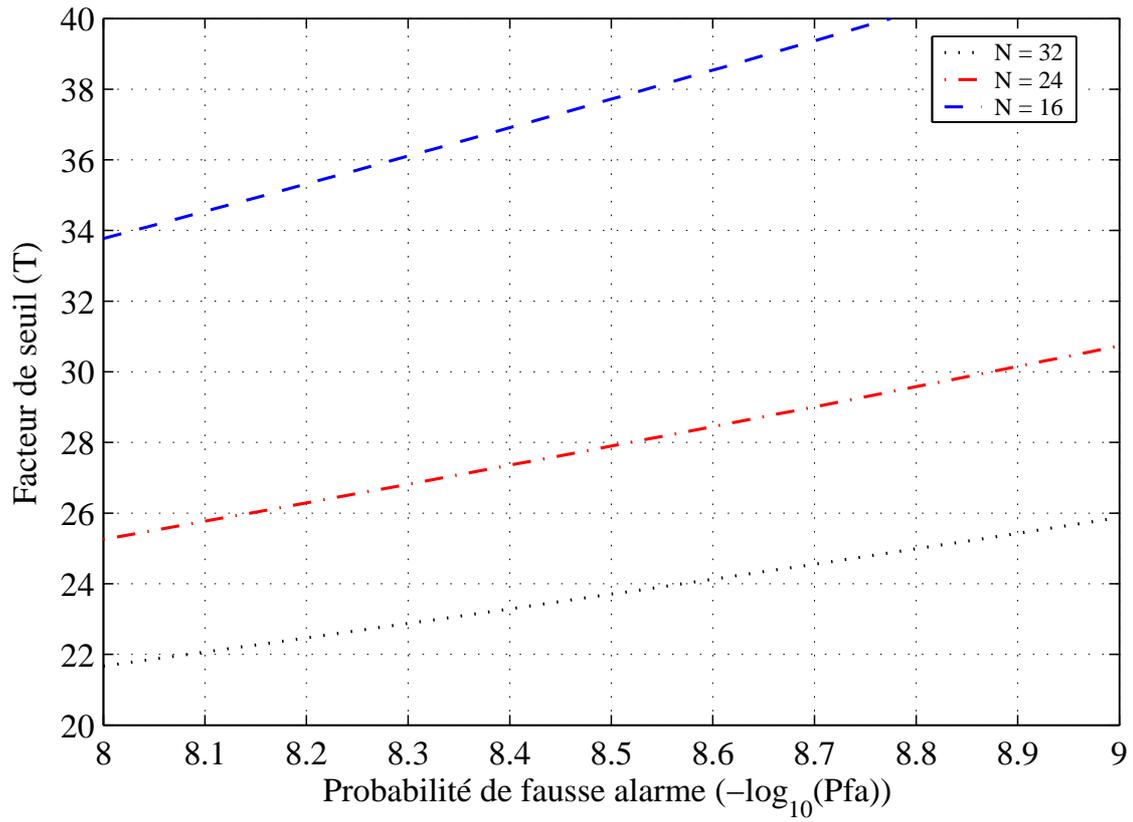


FIG. 7 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-8}$  à  $10^{-9}$ .

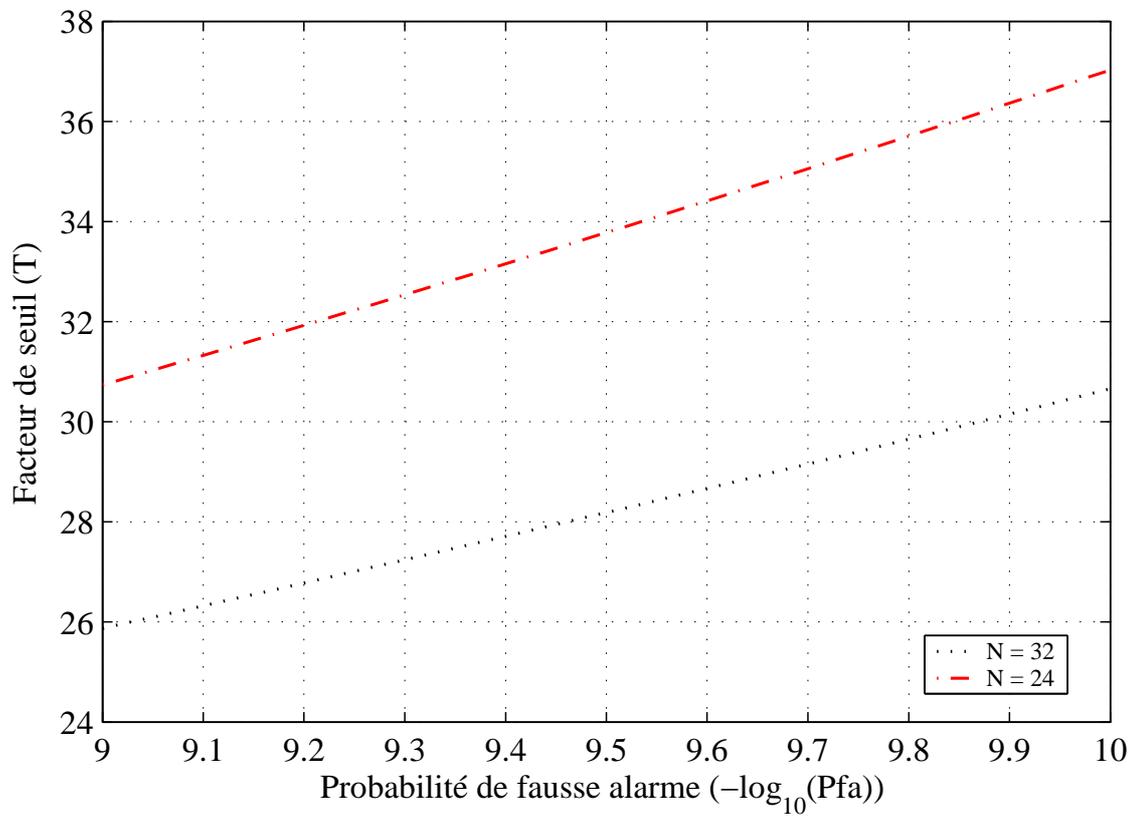


FIG. 8 – Abaque de  $T$  pour  $P_{fa} = 10^{-9}$  à  $10^{-10}$ .

# Bibliographie

- [1] Stimson G. W. *Introduction to Airborne Radar*. SciTech Publishing, 2<sup>nd</sup> edition, 1998.
- [2] Finn H. M. and Johnson R. S. Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter-Level Estimates. *RCA Review*, 29 :414–464, September 1968.
- [3] Colin J.-M. *Le radar, théorie et pratique*. Ellipses, Paris, 2002.
- [4] Barkat M. *Signal Detection and Estimation*. Artech House, 2005.
- [5] DiFranco J. V. and Rubin W. L. *Radar Detection*. Artech House, 1980.
- [6] Carpentier M. H. *Radars, bases modernes*. Masson, Paris, 1977.
- [7] Hansen V. G. and Sawyers J. H. Detectability Loss Due to Greatest of Selection in a Cell-Averaging CFAR. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 16 :115–118, 1980.
- [8] Moore J. D. and Lawrence N. B. Comparison of Two CFAR Methods Used with Square Law Detection of Swerling I Targets. In *International Radar Conference, Arlington, VA, April 28–30, 1980*, pages 403–409, 1980.
- [9] Weiss M. Analysis of Some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiple-Target Situations. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 18(1) :102–114, January 1982.
- [10] Trunk G. V. Performance of Two Generalized Order Statistics CFAR Detectors with Automatic Censoring Technique in Multiple Target Situations. *Journal of Electronics (China)*, 12(1) :38–47, January 1995.
- [11] Rohling H. Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 19(4) :608–621, July 1983.

- [12] Barkat M., Himonas S. D., and Varshney P. K. CFAR Detection for Multiple Target Situations. In *IEE Proceedings*, volume 136, pages 193–210, October 1989.
- [13] Elias-Fuste A.R. et al. CFAR Data Fusion Center with Inhomogeneous Receivers. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 28(1) :276–285, January 1992.
- [14] Cho C.-M. and Barkat M. Moving Ordered Statistics CFAR Detection for Non Homogeneous Backgrounds. In *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, volume 140, pages 284–290, October 1993.
- [15] El-Mashade M. B. Correlated Sweeps Performance Analysis of Mean-Level CFAR Processors in Multiple Target Environments. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 38(2) :354–366, April 2002.
- [16] Rickard J. T. and Dillard G. M. Adaptive Detection Algorithms for Multiple Target Situations. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 13 :338–343, 1977.
- [17] Texas Instruments. *TMS320C6000 CPU and Instruction Set Reference Guide*, October 2000.
- [18] Texas Instruments. *TMS320C6000 Peripherals Reference Guide*, February 2001.