

Chapitre 3

DéTECTEURS CFAR dans un environnement de clutter de Pareto

Résumé

Dans ce chapitre, on s'intéresse à examiner quelques détecteurs CFAR pour la détection des cibles dans un environnement, homogène et non-homogène, de clutter de mer modélisé par une distribution Pareto. La probabilité de détection, P_D est calculée pour les différents détecteurs en fonction de SCR où la cible est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling I. En particulier, dans le cas du clutter non-homogène on a considéré la présence des cibles interférentes ainsi que la présence des bords de clutter. Finalement, la probabilité de fausse alarme en fonction de la position du bord de clutter sera aussi illustrée pour les différents détecteurs CFAR.

Sommaire

- 3.1 Introduction
- 3.2 Distribution Pareto
- 3.3 Détecteurs CFAR pour un clutter Pareto généralisée
- 3.4 Performances des détecteurs CFAR
- 3.5 Conclusion

3. 1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons considérer la détection CFAR pour un clutter de distribution Pareto. Pour cela, nous allons considérer les développements des probabilités de fausse alarme et de détection pour ces détecteurs CFAR [8]. En effet, les formes compactes de la probabilité de fausse alarme, P_{FA} peuvent calculée analytiquement tandis que les expressions de la probabilité de détection, P_D sont impossibles à déterminer pour le cas de détecteur GM-CFAR, OS-CFAR, SO-CFAR et GO-CFAR. A cause de ces complexités mathématiques, la méthode de simulation Monte-Carlo a été appliquée pour simplifier l'analyse des performances de la détection pour chaque situation du clutter. Les matrices (nxN) des données réelles selon la polarisation HH ou VV avec diverse résolutions (i.e., 3m, 15m et 30m) sont exploitées directement par la détection CFAR, c'est comme le cas de la détection réelle du radar. Pour ce faire, en maintenant la valeur désirée de la P_{FA} à 10^{-4} dans notre cas, et en cherchant la valeur du facteur du seuil, T afin de tracer la performance de détection. Les courbes obtenues de la P_D seront comparées en termes de SCR (signal to clutter ratio).

Dans de nombreux cas pratiques, le radar opère dans un environnement non stationnaire et les variations brusques du niveau des signaux parasites font varier dans des proportions considérables et le taux de fausse alarme rendant ainsi l'écèlement sur un seuil fixe inapplicable. Cet inconvénient peut être pallié en adaptant le seuil sur le niveau du signal parasite de façon à ce que le signal de réponse à la sortie du récepteur présente un nombre de fausses alarmes constant. L'adaptation du seuil est basée sur l'estimation du signal parasite provenant de la cellule distance considérée. Cette technique, depuis longtemps utilisée dans la détection radar appelée détection CFAR [2, 3].

Dans ce qui suit on va présenter la dépendance entre la puissance du bruit et la P_{FA} calculé comme [3].

$$P_{FA} = \exp\left(-\frac{\gamma^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.1)$$

Où γ est le niveau du seuil et σ^2 représente la variance du bruit. Prenant α_0 comme la P_{FA} désirée basée sur une variance connue σ_d^2 . Pour un seuil de détection invariant, la P_{FA} en fonction de la variance du bruit et α_0 est obtenue par

$$P_{FA}(\sigma^2) = (\alpha_0)^{\sigma_d^2 / \sigma^2} \quad (3.2)$$

Pour $\alpha_0 = 10^{-6}$, une augmentation seulement de 3dB dans la puissance du bruit comme illustré dans la Figure 3.1 provoque un changement de la P_{FA} de l'ordre de 10^{-4} qui est intolérable pour le traitement de données soit par le calculateur ou par les opérateurs. Cette remarque est à la base des méthodes adaptatives pour analyser et perfectionner la détection radar. Pour contourner les limitations du seuil fixe, l'idée est de prendre un seuil de détection adaptatif (i.e., proportionnellement variant avec la puissance du bruit).

Pour cela, les techniques de seuillage adaptatif sont indispensables pour maintenir un taux de fausse alarme constant. Le récepteur est donc conçu pour établir la procédure CFAR en tenant compte la maximisation de la P_D des cibles. D'où, dans le but de la régulation du P_{FA} , Finn et Johnson [4] ont proposé l'utilisation des cellules de référence du canal pour l'estimation en temps réel du niveau du clutter afin d'entretenir une adaptation du seuil de décision. Le radar utilise les cellules de portée entourées de la cellule sous test CST (*CUT* : Cell Under Test) comme cellules de référence. Ces observations (sorties de cellules de référence) sont obtenues par le processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler) comme montré dans la Figure 3. 3. La bande passante pour chaque filtre Doppler est égale à $1/\tau$. La sortie du détecteur d'enveloppe est échantillonnée pour chaque τ seconde, ce qui correspond à un intervalle de portée (distance de résolution) de $c\tau/2$. Donc, chaque échantillon peut être Considéré comme une sortie de cellule de résolution portée/Doppler avec les dimensions, τ en temps et $1/\tau$ en fréquence [2].

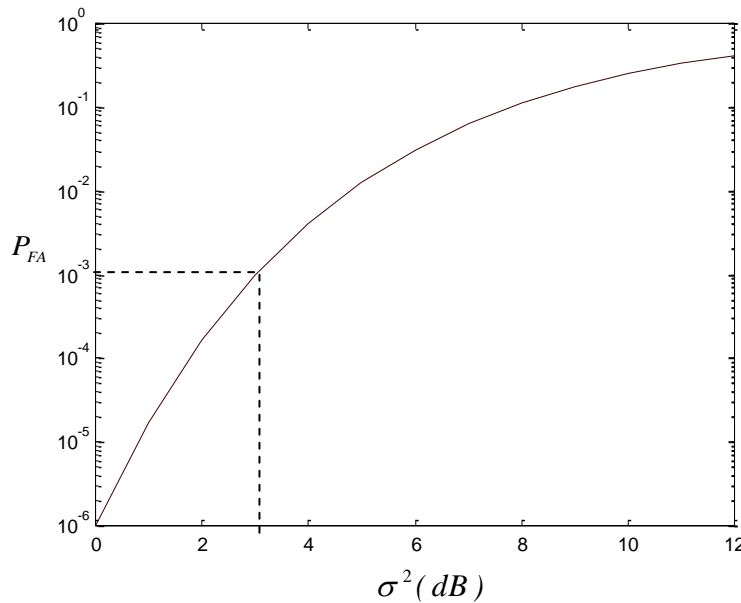


Figure. 3. 1 L'effet du changement de la puissance du bruit sur la P_{FA} pour un seuil de détection fixe avec $\alpha_0 = 10^{-6}$ et $\sigma_d^2 = 1$

Ainsi, nous pouvons obtenir une matrice de cellules de résolution en portée et en fréquence comme illustré dans la Figure 3. 2. Le détecteur CFAR est schématisé seulement par les cellules de portée avec une fréquence Doppler spécifique comme montré dans la Figure 3.4. Pour qu'une partie du signal réfléchi à partir de la cible rentre dans les cellules de portée adjacentes et qui peuvent causer la non homogénéité du clutter (i.e., affectent l'estimation de la puissance du clutter), les sorties des cellules adjacentes appelées cellules de garde doivent complètement éliminer. Chaque cellule de résolution est testée séparément de manière à obtenir une décision pour toute la portée du radar. Nous supposons que la *CST* se situe dans le centre des cellules de référence où une cible est déclarée présente si son contenu est supérieur à un seuil adaptatif, T . Pour ce faire, la valeur du seuil est déterminée en fonction du test statistique, Q , qui représente l'estimation de la puissance du clutter calculée à l'aide des échantillons, x_1, x_2, \dots, x_N de la fenêtre de référence et un facteur multiplicatif, α , utilisé pour l'ajustement de la P_{FA} suivant le type d'environnement à une valeur désirée (généralement $P_{FA} \leq 10^{-3}$). La diversité des algorithmes CFAR réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter (i.e., $Q = f(x_1, x_2, \dots, x_N)$) ainsi que la formulation du seuil (i.e., $T = g(\alpha, Q)$).

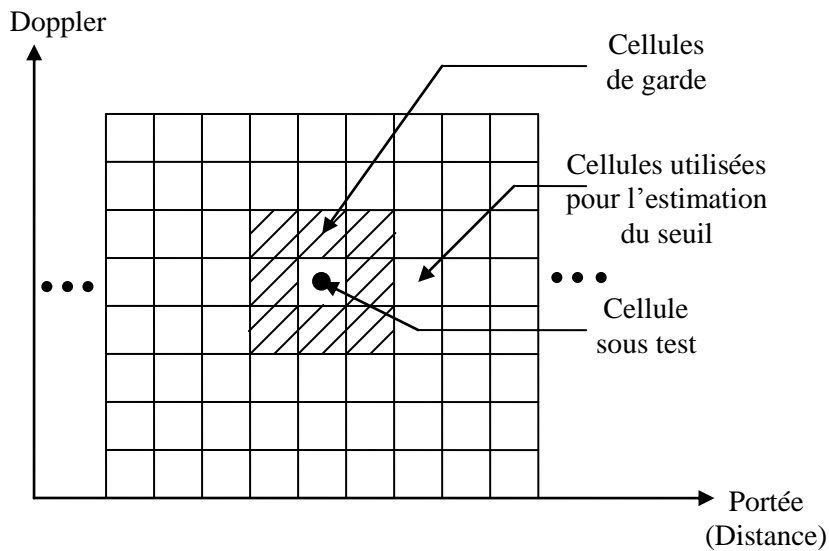


Figure. 3. 2 Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions

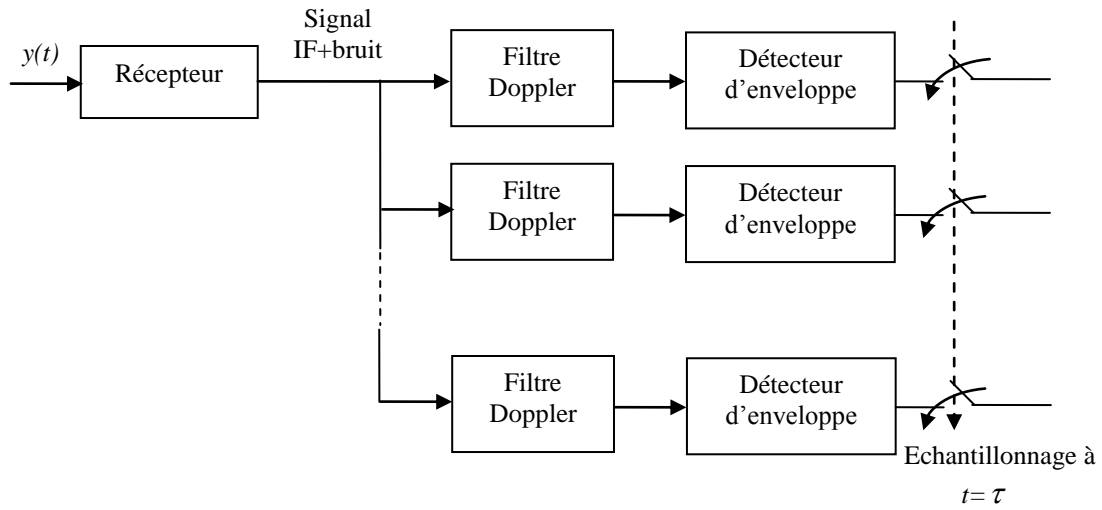


Figure. 3. 3 Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler)

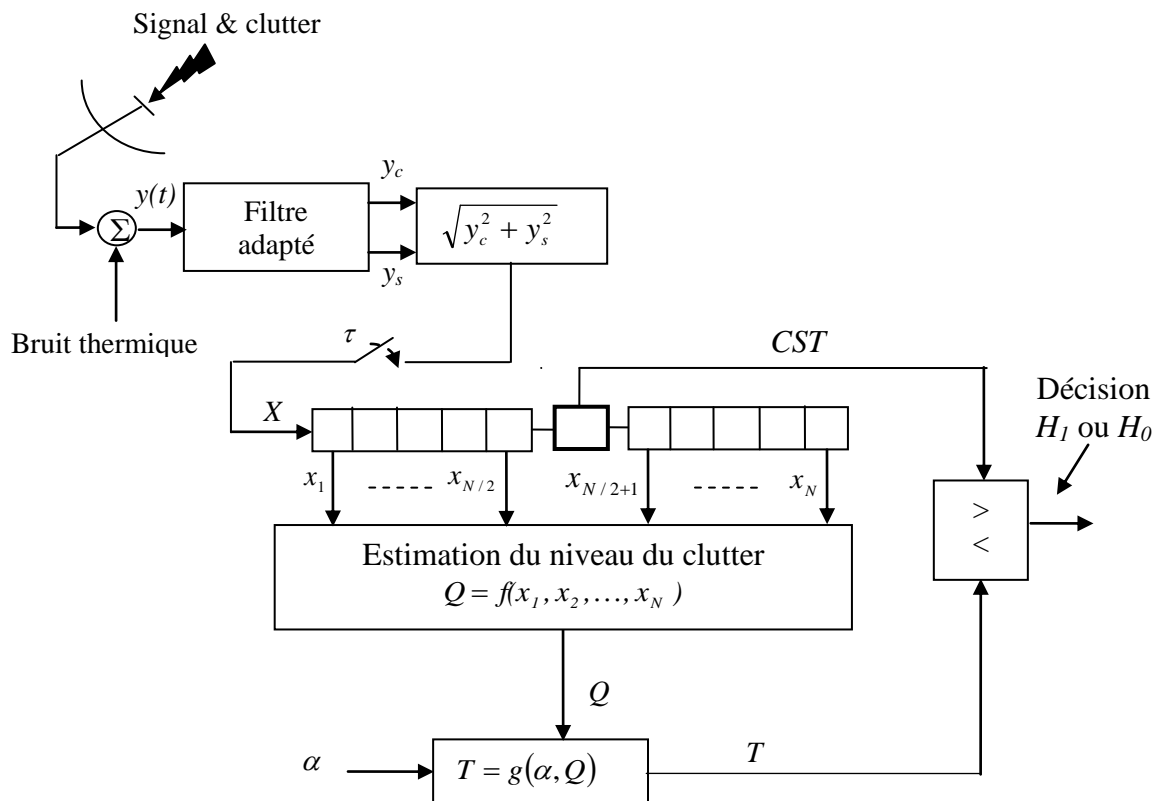


Figure. 3. 4 Architecture générale de la détection CFAR

La détection d'enveloppe (linéaire) est modélisée par la détection synchrone du signal reçu comme montré dans la Figure 3.5 [2].

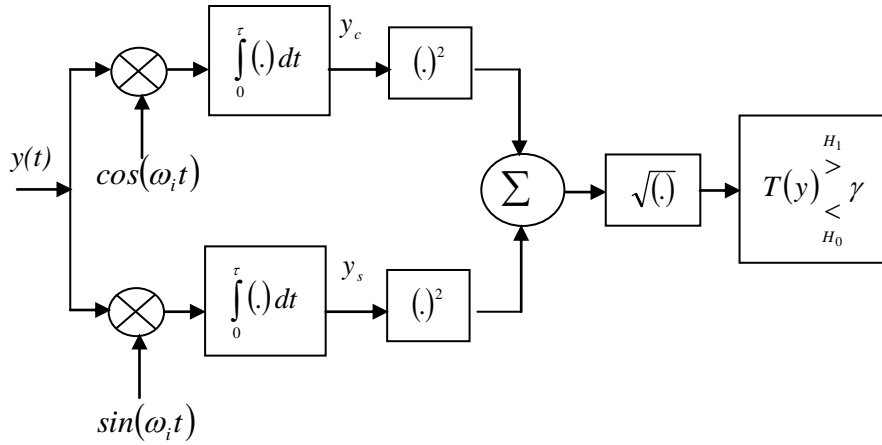


Figure. 3.5 Récepteur linéaire pour des signaux avec une phase et amplitude aléatoires.

Pour maintenir le seuil de détection radar approprié, l'estimation des paramètres du clutter doivent être effectuée on-line par un algorithme adapté à l'environnement de détection. On va présenter le développement des quatre détecteurs CFAR qui sont Geometric mean – CFAR (GM-CFAR), order-statistic CFAR (OS-CFAR), Greatest-of CFAR (GO-CFAR) et smallest-of CFAR (SO-CFAR) dans un environnement homogène et non homogène de distribution Pareto [24]. La propriété CFAR sera étudiée pour chaque algorithme CFAR utilisant les simulations Monte-Carlo dans un environnement homogène et non homogène.

3.2 Distribution Pareto

Récemment, la distribution Pareto a été sélectionnée parmi les modèles les plus adaptés au clutter mer [8-10]. Si le bruit thermique est négligeable et le détecteur quadratique est utilisé, le speckle est constamment modélisé par la loi Exponentielle par contre la texture est modélisée par la distribution Gamma inverse pour ce modèle. D'où

$$\begin{cases} p_{zY}(z | y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{z}{y}\right) \\ p_Y(y) = \frac{b^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-b/y) \end{cases} \quad (3.3)$$

La FDP globale est calculée via l'intégrale suivante

$$p(z) = \int_0^{\infty} \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{z}{y}\right) \frac{b^{\alpha} y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-b/y) dy \quad (3.4)$$

L'équation (3.4) est simplifiée sous la forme suivante

$$p(z) = \frac{b^{\alpha}}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} y^{-\alpha-2} \exp\left(-\frac{z+b}{y}\right) dy \quad (3.5)$$

On pose $x = \frac{1}{y}$, équation (3.5) devient

$$p(z) = \frac{b^{\alpha}}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} x^{\alpha} \exp(-(z+b)x) dx \quad (3.6)$$

On utilise le résultat suivant

$$\int_0^{\infty} x^n \exp(-ax) dx = n! a^{-n-1} = \frac{\Gamma(n+1)}{a^{n+1}} \quad (3.7)$$

On détermine l'intégral (3.6) utilisant (3.7), la distribution Pareto est finalement donnée par

$$p(z) = \frac{\alpha b^{\alpha}}{(b+z)^{\alpha+1}} \quad (3.8)$$

Si on pose $x = b+z$, la FDP de Pareto peut prendre la forme suivante

$$p(x) = \frac{\alpha \beta^{\alpha}}{x^{\alpha+1}} \quad (3.9)$$

La matrice (nxM) de variables aléatoires qui suit la loi de Pareto peut être générée utilisant la transformation inverse suivante selon le code Matlab :

$$x = b(1 - \text{rand}(n, M))^{-1/\alpha} \quad (3.10)$$

3.3 DéTECTEURS CFAR dans un environnement de clutter de Pareto

Dans cette, on exploite des outils mathématiques par la suite pour déterminer de la P_{FA} pour chaque algorithme CFAR

3.3.1 DétECTEUR (GM-CFAR)

Comme montré dans la Figure. 3. 6, Weinberg [8] a proposé un test statistique du détecteur CFAR avec un paramètre d'échelle β connu *a priori* du clutter Pareto distribué (3.9) donné par cette forme

$$Z_0 \underset{H_2}{\overset{H_1}{>}} \beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T \quad (3.11)$$

La P_{FA} peut être calculée comme suit

$$P_{FA} = \int_0^\infty \left[\int_{T_q}^\infty p_{Q_0}(Q_0) dQ_0 \right] p_Q(Q) dQ \quad (3.12)$$

Où

$$Q = \sum_{i=0}^M \log\left(\frac{x_i}{\beta}\right)^T \quad \text{et} \quad Q_0 = \log\left(\frac{z_0}{\beta}\right) \quad (3.13)$$

Avec

$$\begin{aligned} p_Q(Q) &= \frac{Q^{M-1} \alpha^M}{\Gamma(M)} \exp(-\alpha Q) \\ p_{Q_0}(Q_0) &= \alpha \exp(-\alpha Q_0) \end{aligned} \quad (3.14)$$

Après un certain calcul d'intégrales on trouve la P_{FA} pour le détecteur GM-CFAR, (3.12) devient

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \int_0^\infty \left[\int_{T_q}^\infty p_{Q_0}(Q_0) dQ_0 \right] p_Q(Q) dQ \\ &= \int_0^\infty \frac{Q^{M-1} \alpha^M}{\Gamma(M)} \exp(-\alpha Q) \alpha \exp(-\alpha Q_0) \\ &= \frac{\alpha^M}{\Gamma(M)} \int_0^\infty Q^{M-1} \exp(-\alpha Q(T+1)) dQ \\ &= \frac{\alpha^M}{\Gamma(M)} \Gamma(M) [\alpha(T+1)]^{-M} \\ &= (T+1)^{-M} \end{aligned} \quad (3.15)$$

On remarque dans (3.15) que la P_{FA} est indépendante aux paramètres de la distribution Pareto alors que le test statistiques dépend de la valeur de β .

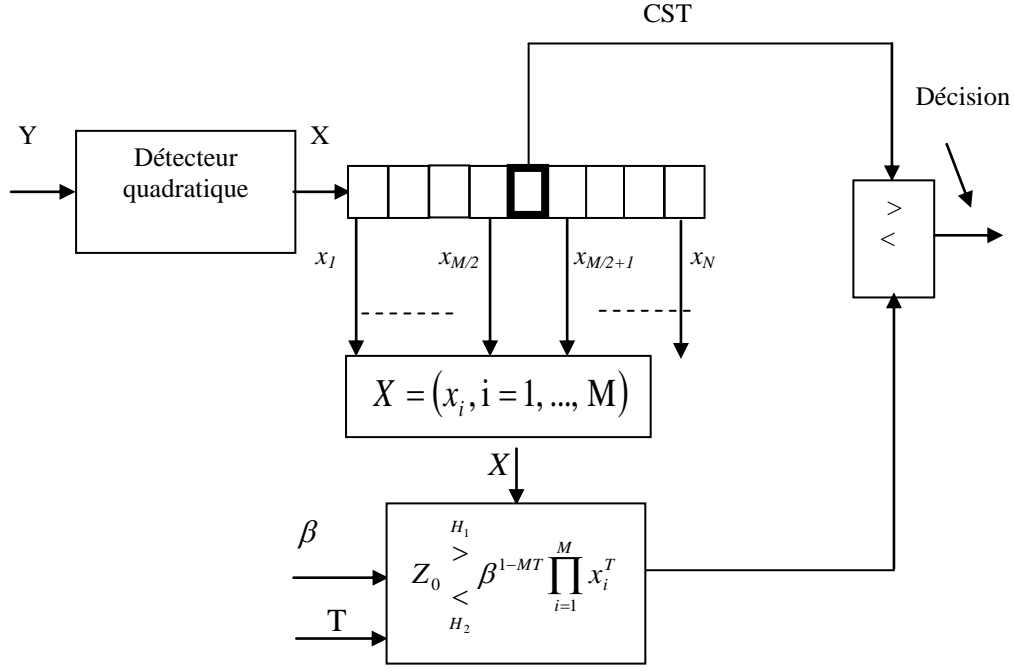


Figure. 3. 6 DéTECTEUR GM-CFAR pour un clutter de distribution Pareto

3.3.2 DéTECTEUR (OS-CFAR)

Weinberg [12] a proposé un détecteur OS-CFAR pour le cas du clutter de Pareto distribué donné par le test statistique suivant

$$Z_0 \underset{H_2}{\overset{H_1}{>}} \beta^{1-T} X_{(K)}^T \quad (3.16)$$

La P_{FA} peut être calculée comme suit

$$P_{FA} = \int_0^\infty \left[\int_{T_q}^\infty \exp(-\alpha T_Q) \right] p_Q(Q) dQ \quad (3.17)$$

Où

$$Q = \sum_{i=0}^M \log\left(\frac{X_K}{\beta}\right)^T \quad \text{et} \quad Q_0 = \log\left(\frac{z_0}{\beta}\right) \quad (3.18)$$

et

$$P_Q(Q) = k \binom{M}{K} [1 - p_Y(Q)]^{M-K} [p_Y(Q)]^{K-1} p_Y(Q) \quad (3.19)$$

Avec

$$\begin{cases} p_Y(Q) = \alpha \exp(-\alpha Q) \\ [P_Y(Q)] = 1 - \exp(-\alpha Q) \end{cases} \quad (3.20)$$

On remplace l'équation (3.20) dans (3.19), (3.19) devient

$$P_Q(Q) = \alpha k \binom{M}{K} [1 - \exp(-\alpha Q)]^{K-1} \exp(-\alpha(M-K+1)Q) \quad (3.21)$$

Après quelques manipulations mathématiques, on trouve

$$P_{FA} = \frac{M!}{(M-K)!} \frac{\Gamma(M-K+T+1)}{\Gamma(M+T+1)} \quad (3.22)$$

On remarque que (3.22) est une équation non linéaire qui doit être résolue utilisant les méthodes numériques d'optimisation. On peut donner l'architecture du détecteur OS-CFAR dans la Figure. 3. 7

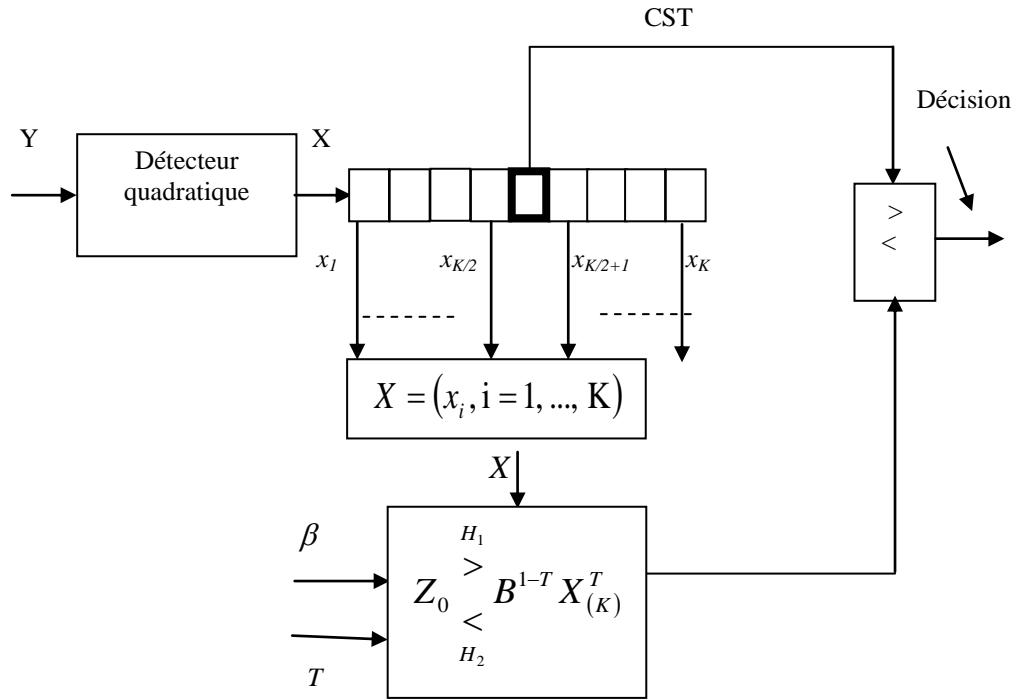


Figure. 3. 7 Détecteur OS-CFAR pour un clutter de distribution Pareto

3.3.3 Détecteur (GO-CFAR)

Ensuite, le détecteur GO-CFAR est introduit dans [12] pour le cas du clutter Pareto distribué comme montré dans la Figure. 3. 8. La forme du test statistiques est donnée par

$$\underset{H_2}{Z_0} \underset{H_1}{>} \beta^{1-\frac{MT}{2}} (\max\{w_1, w_2\})^T \quad (3.23)$$

Avec

$$\begin{cases} w_1 = \prod_{i=1}^{\frac{M}{2}} X_i \\ w_2 = \prod_{i=\frac{M}{2}+1}^M X_i \end{cases} \quad (3.24)$$

On trouve

$$\begin{aligned} P_{FA} &= p_r \left(z_0 > \beta^{1-\frac{MT}{2}} (\max\{w_1, w_2\})^T / H_0 \right) \\ &= p_r \left(\log \left(\frac{z_0}{\beta} \right) > T(\max\{U, V\}) / H_0 \right) \end{aligned} \quad (3.25)$$

Avec

$$\begin{cases} U = \log \left(\frac{w_1}{\beta^{\frac{M}{2}}} \right) = \sum_{i=1}^{\frac{M}{2}} \log \left(\frac{X_i}{\beta} \right) \\ V = \log \left(\frac{w_2}{\beta^{\frac{M}{2}}} \right) = \sum_{i=\frac{M}{2}+1}^M \log \left(\frac{X_i}{\beta} \right) \end{cases} \quad (3.26)$$

On pose

$$Q = \max\{U, V\} \quad \text{et} \quad Q_0 = \log \left(\frac{z_0}{\beta} \right) \quad (3.27)$$

On a

$$\begin{aligned}
P_Q(Q) &= 2P_U(Q)P_V(Q) \\
&= \frac{2\alpha^{\frac{M}{2}}}{\Gamma\left(\frac{M}{2}-1\right)} q^{\frac{M}{2}-1} \exp(-\alpha Q) \int_0^q \frac{\alpha^{\frac{M}{2}}}{\Gamma\left(\frac{M}{2}-1\right)} Q^{\frac{M}{2}-1} \exp(-\alpha Q) dp \\
&= \frac{2\alpha^{\frac{M}{2}-1}}{\Gamma\left(\frac{M}{2}-1\right)} q^{\frac{M}{2}-1} \exp(-\alpha Q) \left[1 - \exp\left(-\alpha Q \sum_{r=0}^{\frac{M}{2}-1} \frac{(\alpha Q)^r}{r!}\right) \right]
\end{aligned} \tag{3.28}$$

Et

$$P_{Q_0}(Q_0) = \alpha \exp(-\alpha Q_0) \tag{3.29}$$

Alors

$$\begin{aligned}
P_{FA} &= \int_0^\infty \left[\int_{T_q}^\infty p_{Q_0}(Q_0) dQ_0 \right] p_Q(Q) dQ \\
&= \int_0^\infty \exp(-\alpha T_q) p_Q(Q) dQ \\
&= 2(1+T)^{-\frac{M}{2}} - 2 \sum_{r=0}^{\frac{M}{2}-1} \binom{\frac{M}{2}+r-1}{r} (2+T)^{-\frac{M}{2}-r}
\end{aligned} \tag{3.30}$$

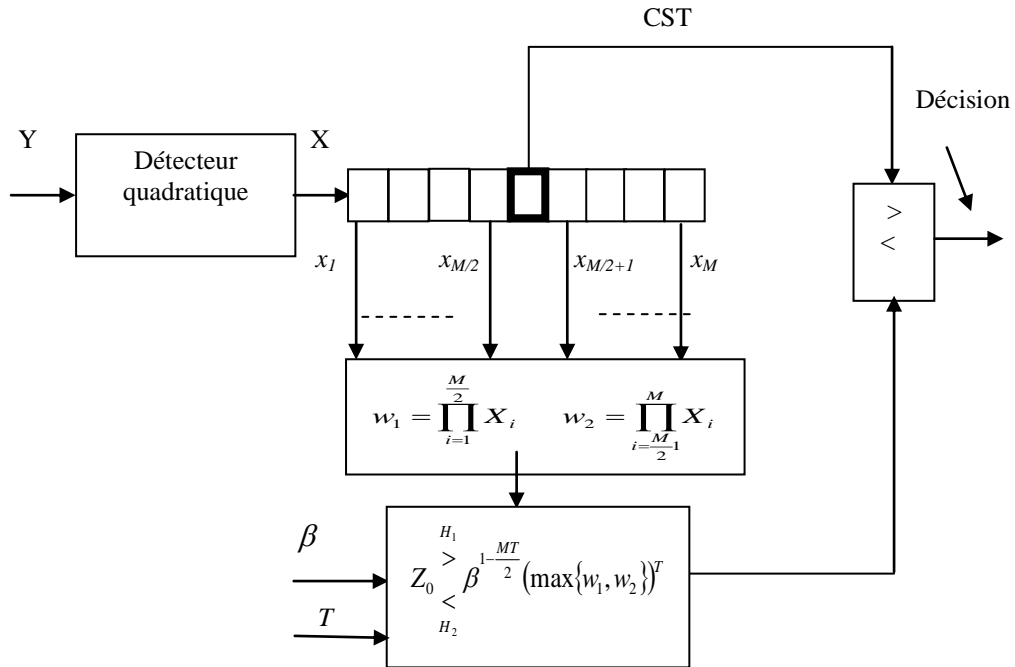


Figure. 3. 8 DéTECTEUR GO-CFAR pour un clutter de distribution Pareto

3.3.4 Détecteur (SO-CFAR)

De la même manière, le détecteur SO-CFAR [12] prend la forme du test statistique suivante

$$Z_0 \underset{H_2}{\overset{H_1}{>}} \beta^{1-\frac{MT}{2}} (\min\{w_1, w_2\})^T \quad (3.31)$$

$$P_{FA} = p_r \left(z_0 > \beta^{1-\frac{MT}{2}} (\min\{w_1, w_2\})^T / H_0 \right) \quad (3.32)$$

On utilise l'équation (3.26), on trouve

$$Q = \min\{U, V\} \quad \text{et} \quad Q_0 = \log\left(\frac{z_0}{\beta}\right) \quad (3.33)$$

On trouve

$$\begin{aligned} P_Q^{SO}(Q) &= 2P_U(Q) - P_Q^{GO}(Q) \\ &= \frac{2\alpha^{\frac{M}{2}}}{\Gamma\left(\frac{M}{2}-1\right)} Q^{\frac{M}{2}-1} \exp(-\alpha Q) \int_0^Q \frac{\alpha^{\frac{M}{2}}}{\Gamma\left(\frac{M}{2}-1\right)} Q^{\frac{M}{2}-1} \exp(-\alpha Q) dQ \\ &= \frac{2\alpha^{\frac{M}{2}-1}}{\Gamma\left(\frac{M}{2}-1\right)} Q^{\frac{M}{2}-1} \exp(-2\alpha Q) \sum_{r=0}^{\frac{M}{2}-1} \frac{(\alpha Q)^r}{r!} \end{aligned} \quad (3.34)$$

Alors

$$P_{FA} = 2 \sum_{r=0}^{\frac{M}{2}-1} \binom{\frac{M}{2}+r-1}{r} (2+T)^{-\frac{M}{2}-r} \quad (3.35)$$

La figure 3.9 représente le détecteur SO-CFAR

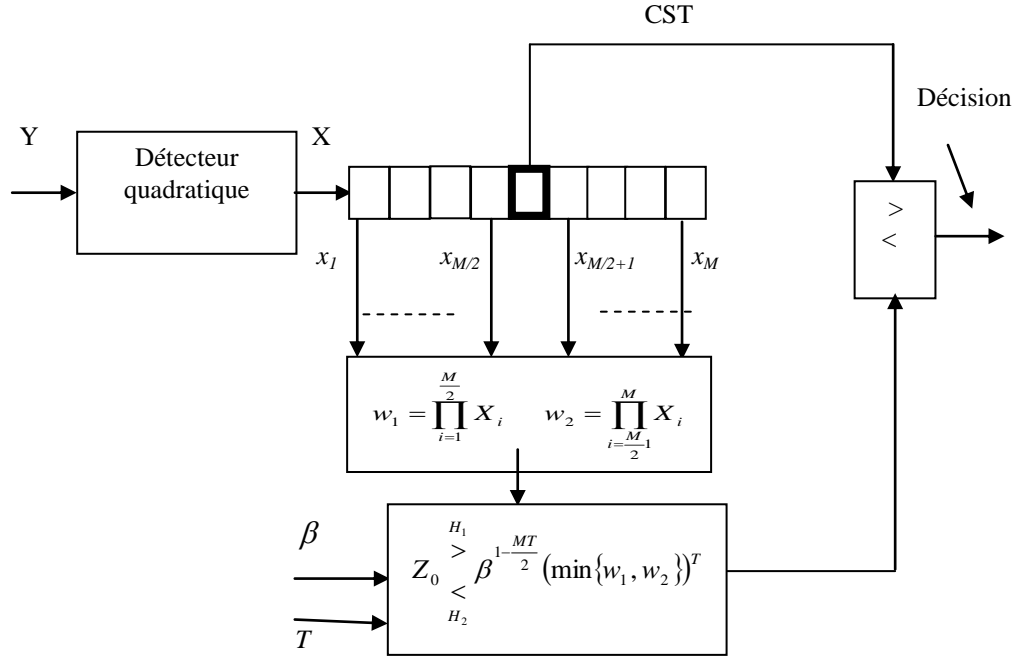


Figure. 3. 9 DéTECTEUR SO-CFAR pour un clutter de distribution Pareto

3. 4 Performances des détECTEURS CFAR

Dans cette section, on illustre les tracés de la P_D en fonction du SCR où le paramètre de forme du modèle de Pareto est varié pour avoir l'évolution de la performance de détection en terme de l'agitation de la mer ou de la résolution du radar. La cible est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling I. Le contenu de la cellule sous test (CST) est modélisé par le module de la somme du vecteur du clutter et le vecteur de la cible, $CUT = S + C + \sqrt{2SC}$

3. 4. 1 Performances des détECTEURS CFAR dans le cas homogène

Comme un premier examen des performances du détECTEUR, on suppose que le clutter est homogène et on présente la variation de la probabilité de détection P_D en fonction du rapport signal sur clutter (SCR). Initialement, on s'intéresse à la variation de performance du détECTEUR CFAR utilisant le détECTEUR GM-CFAR où il est comparé devant la performance du détECTEUR CFAR idéal (notée Optimal). Sur la figure 3.10 on a fixé le paramètre de forme, $\alpha = 2.5$ et le paramètre d'échelle $b=1$ et la probabilité de false-alarm P_{FA} à 10^{-4} et on varie le nombre des cellules de 8 à 32 cellules. On constate ainsi que la performance du détECTEUR GM-CFAR s'améliore avec l'augmentation du nombre de cellules. Ensuite cette performance a été testée en fonction du paramètre de forme α pour 24 cellules ($M=24$) avec le même seuil

de détection et le même paramètre d'échelle comme montrer sur la figure 3.11. On remarque là aussi que la performance du détecteur GM-CFAR augmente avec l'augmentation de α .

Sur la figure 3.12, on montre la performance des différents détecteurs pour un nombre fixe de cellules ($M=32$), $\alpha=2.5$ et $P_{FA}=10^{-4}$. Les détecteurs considérés ici, sont le GM-CFAR, le GO-CFAR, le SO-CFAR et l'OS-CFAR, respectivement. La figure montre que le détecteur GM-CFAR performe mieux que le reste des détecteurs comparés au détecteur idéal (optimal), et que le SO-CFAR est le moins performant. L'ensemble des détecteurs produit une probabilité de détection identique à celle obtenue par un détecteur optimal CFAR pour des $SCRs$ inférieurs à 10 dB et supérieurs à 40 dB.

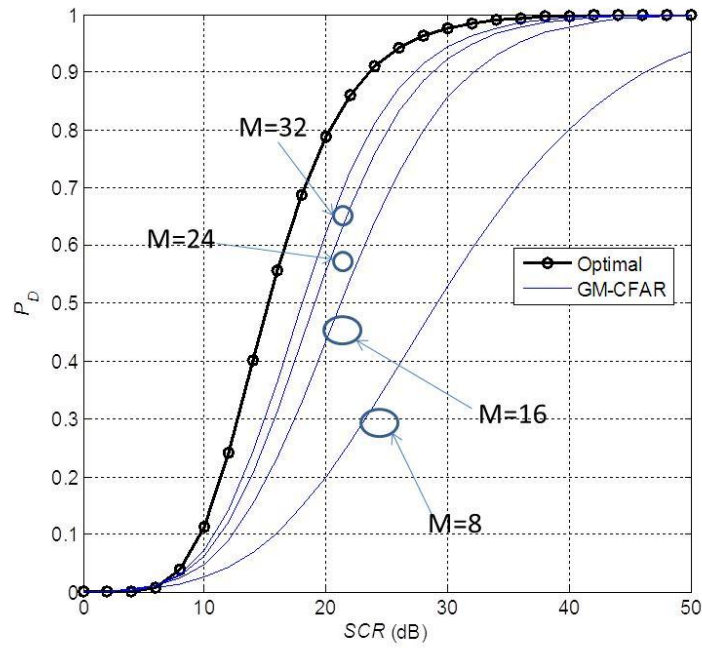


Figure 3.10 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué avec $\alpha = 2,5$ et $P_{FA}=10^{-4}$.

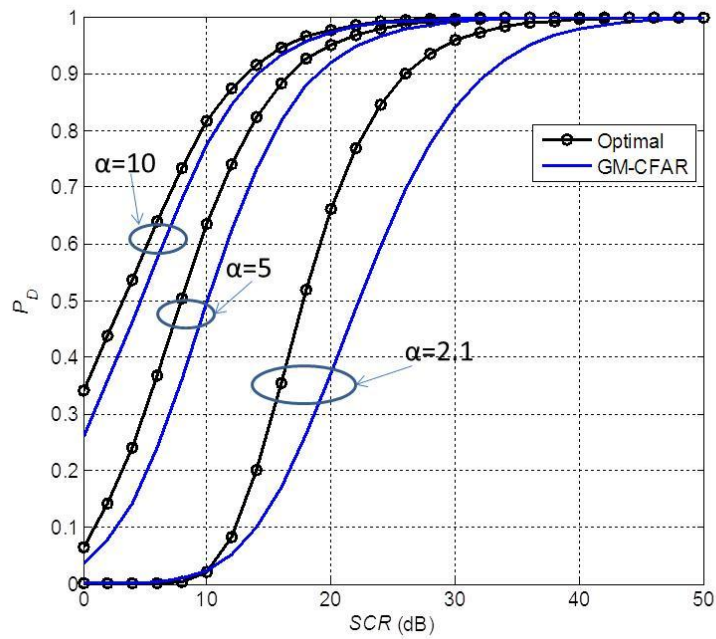


Figure 3.11 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué avec $M=24$ et $P_{FA}=10^{-4}$.

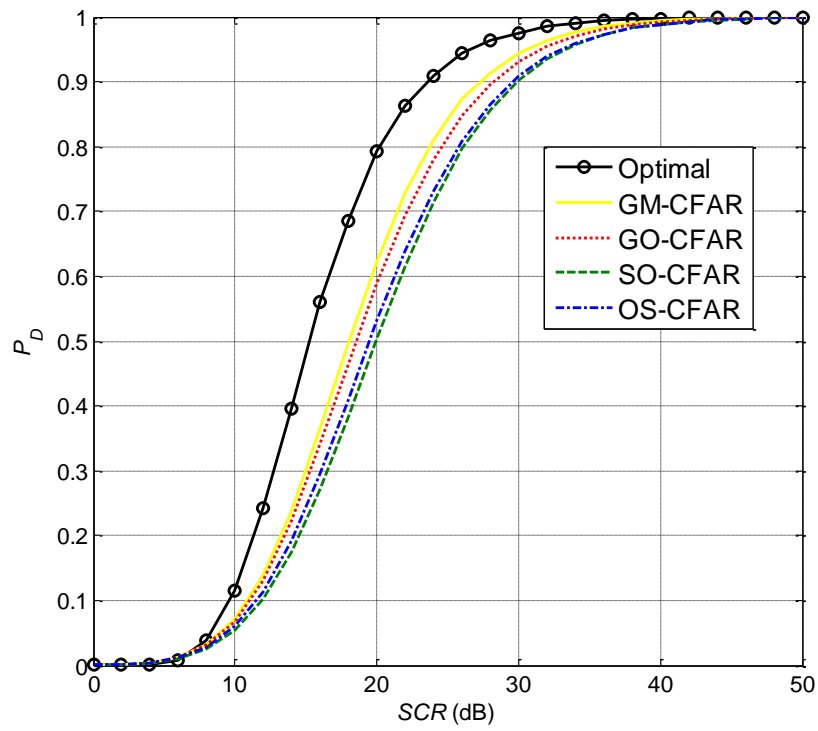


Figure 3.12 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué avec $M=32$, $\alpha = 2,5$ et $P_{FA}=10^{-4}$.

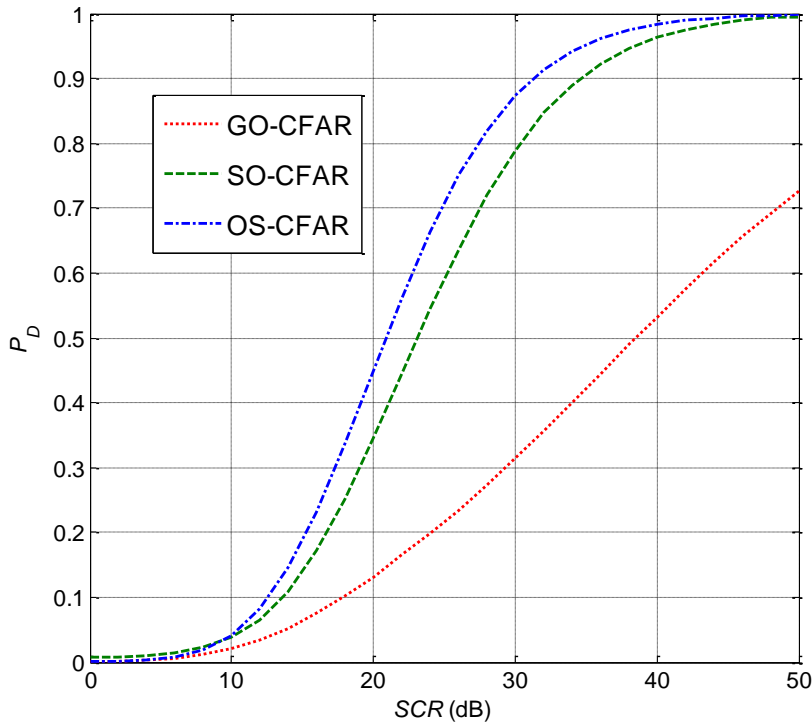


Figure 3.13 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto en présence d'une seule cible.

3. 4.2 Performances des détecteurs CFAR dans le cas hétérogène

3. 4. 2. 1 Présence des cibles interférentes

Un aspect essentiel de l'analyse CFAR est leur dégradation des performances en présence des cibles interférentes et par conséquent on s'écarte de l'hypothèse du clutter homogène. Les performances des trois détecteurs CFAR (GO-, SO- et OS-CFAR) seront examinées dans section, à travers un certain nombre d'exemples, en commençant par une, deux et trois cibles interférentes situées dans une des deux sous-fenêtres. On fixe la probabilité de fausse alarme à 10^{-4} et le nombre des cellules à 32 et $\alpha = 2.5$ et $\beta = 1$.

Pour une seule cible interférente, on montre la probabilité de détection P_D en fonction du SCR sur la figure 3.13 et on constate que le détecteur OS-CFAR a la probabilité de détection la plus élevée sur toute la gamme du SCR et que le détecteur GO-CFAR est le moins performant. La qualité de détection et la performance de l'algorithme OS-CFAR reste meilleures aussi pour deux cibles interférentes. Cependant le détecteur SO-CFAR a une mauvaise performance par rapport aux ces trois détecteurs. La P_D du détecteur GO-CFAR excède à peine 50% pour un SCR au-delà de 42 dB. Le détecteur SO-CFAR a une probabilité de détection en dessous de 10% même pour un SCR supérieur à 50 dB comme le montre la figure 3.14. La performance des détecteurs SO- et GO-CFAR se détériore encore plus pour 3

cibles interférentes comme montrer sur la figure 3.15. En conclusion de cette section, le détecteur OS-CFAR est plus adapté et plus performant pour une situation de présence des cibles interférentes comparé aux détecteurs SO et GO-CFAR.

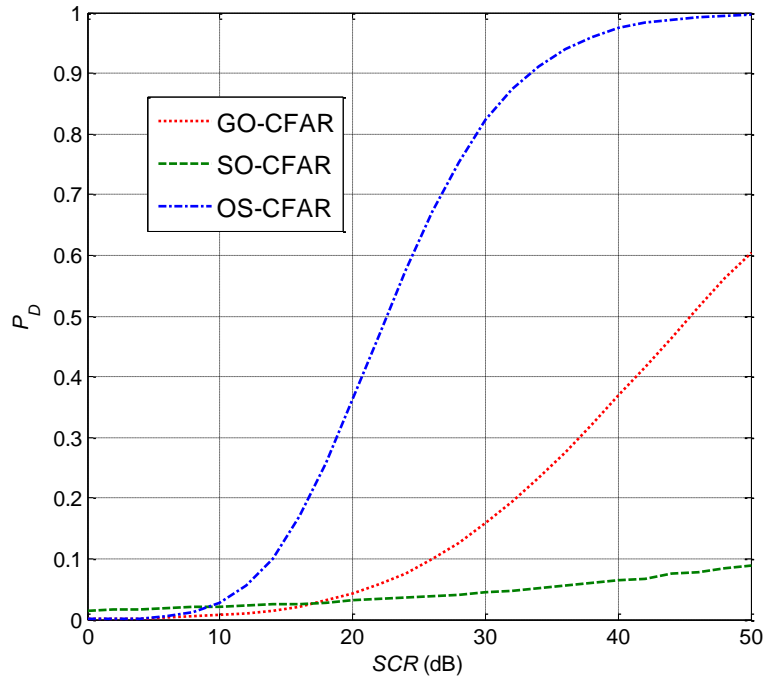


Figure 3.14 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué en présence de deux cibles dans les deux sous-fenêtres

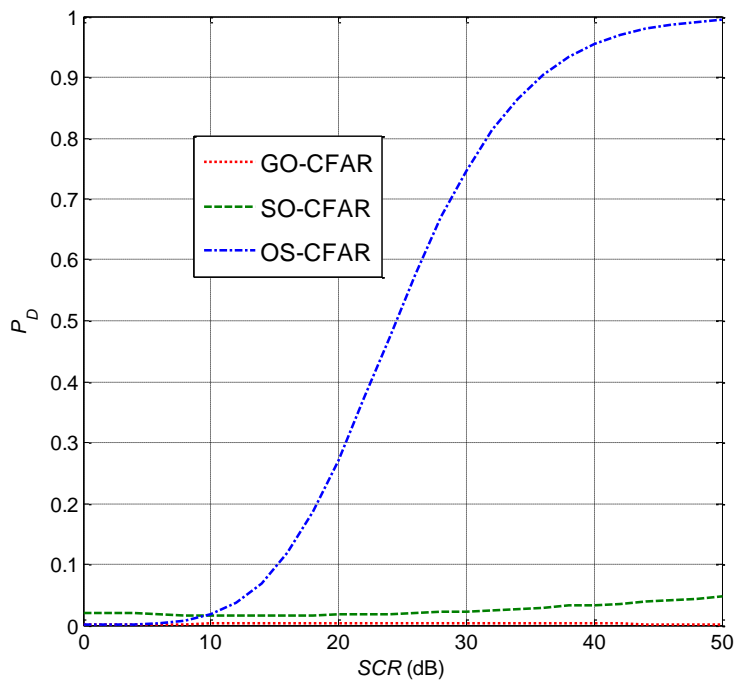


Figure 3.15 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué en présence trois cibles (deux dans la sous-fenêtre gauche et une dans la sous-fenêtre droite)

3. 4. 2. 2 Présence du bord de clutter (clutter edge)

On s'intéresse ici à la présence du bord de clutter et pour cela on montre la probabilité de détection en fonction du SCR pour 32 cellules et les valeurs de P_{FA} , a et b sont fixées comme précédemment, en considérant le cas du clutter est présent dans m cellules avant la cellule sous teste (CST) montrer sur la figure 3.16 et en utilisant les trois détecteurs SO, GO, OS-CFAR. On voit que dans ce cas le détecteur SO-CFAR donne la probabilité de détection la plus élevée et que le détecteur GO-CFAR a une mauvaise performance. Pour des petites valeurs de SCR les trois détecteurs ont une probabilité de détection presque nulle. La P_D augmente de façon monotone avec l'augmentation du SCR. Pour M cellules ($M=20$) après la CST la P_D est présenté sur la figure 3.17. On constate ici que le détecteur SO-CFAR, là aussi, est le plus performant et que l'OS-CFAR a une performance moyenne. Cependant dans ce cas l'augmentation de la probabilité de détection n'est pas monotone et elle présente des pics pour des SCR autour de 25 et 32 dB.

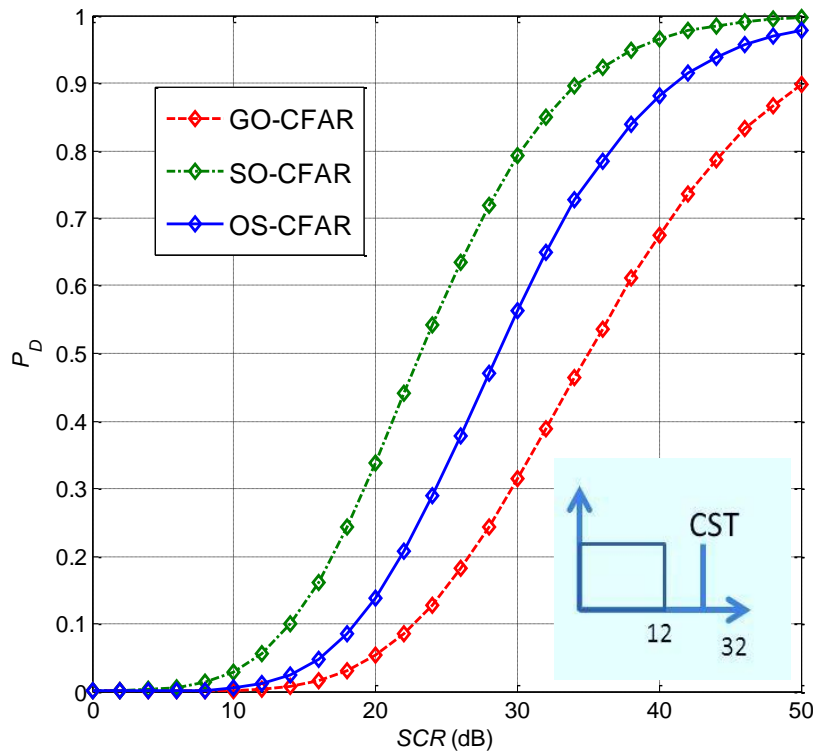


Figure 3.16 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué avant la CST avec $m=12$, $M=32$, $\alpha_1 = 2.5$, $\alpha_2 = 1$ et $P_{FA}=10^{-4}$

Pour des cellules avant et après la cellule sous test ($m_1=5$ et $m_2=7$), on trouve ici (Figure 3.18) que le détecteur GO-CFAR performe mieux, et que le détecteur OS-CFAR a une qualité comparable à GO-CFAR. Le détecteur SO-CFAR donne la mauvaise performance des trois détecteurs dans ce cas. L'augmentation de la P_D n'est pas monotone et il présente des pics autour de $SCR=30$ et 40 dB. Si on augmente le nombre de cellule avant et après ($m_1=10$ et $m_2=12$ Figure 3.19), la variation de P_D devient monotone mais augmente lentement. Là aussi le détecteur GO-CFAR est mieux adapté.

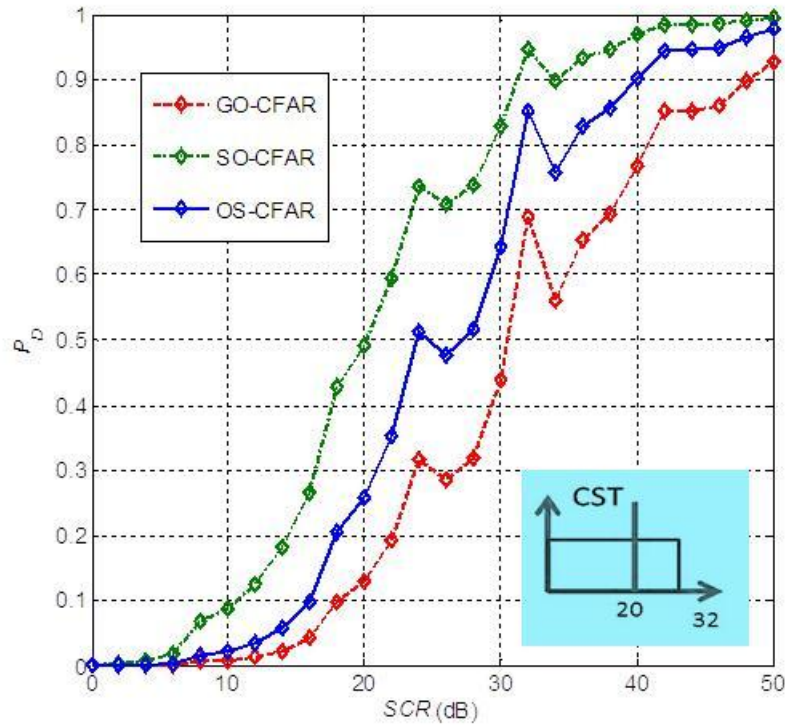


Figure 3.17 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué après la CST avec $m=12$, $M=32$, $\alpha_1 = 2.5$, $\alpha_2 = 1$ et $P_{FA}=10^{-4}$

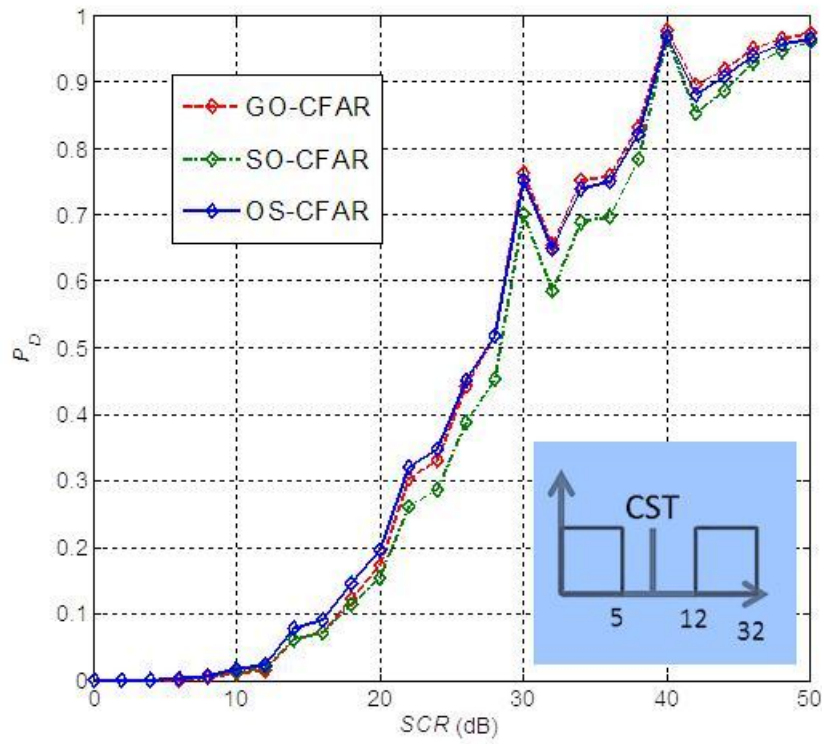


Figure 3.18 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué avant et après la CST avec $m_1=5$, $m_2=7$, $M=32$, $\alpha_1 = 2.5$, $\alpha_2 = 1$ et $P_{FA}=10^{-4}$

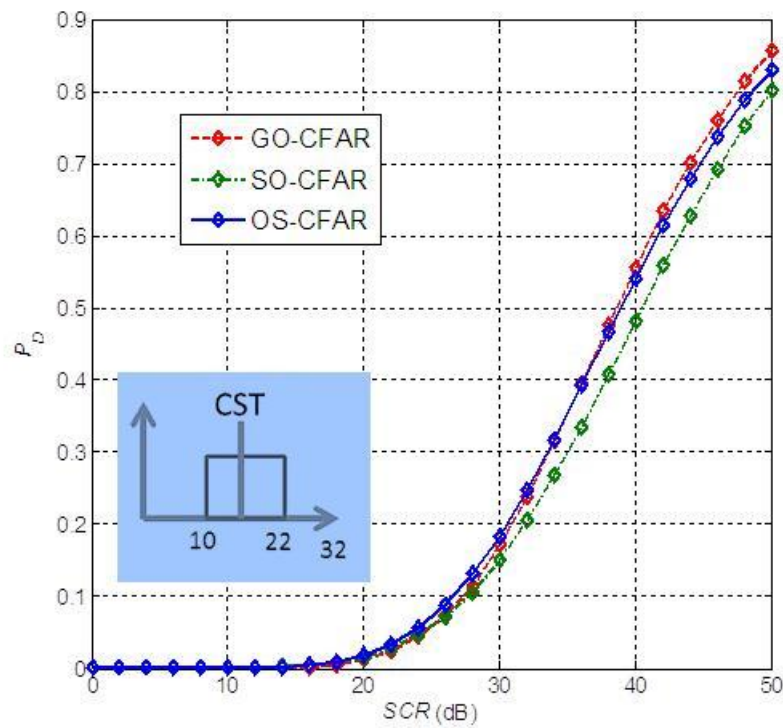


Figure 3.19 P_D en fonction du SCR pour un clutter Pareto distribué avant et après la CST avec $m_1=10$, $m_2=12$, $M=32$, $\alpha_1 = 2.5$, $\alpha_2 = 1$ et $P_{FA}=10^{-4}$

Finalement, on présente la variation de la P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter (edge) comme montré par la figure 3.20. La P_{FA} décroît brusquement de 10^{-4} à presque 10^{-5} pour une cellule de clutter, pour tous les détecteur SO, GO et OS-CFAR, sous tension et reste autour de cette valeur jusque $m=12$ la un saut pour atteindre une valeur de 10^{-1} pour un détecteur SO-CFAR, 10^{-2} pour un détecteur OS-CFAR et 10^{-3} pour un détecteur GO-CFAR. Avec l'augmentation des cellules sous-tension la P_{FA} décroît pour atteindre des valeurs plus basses que 10^{-4} pour $m > 22$ cellules. On peut conclure que le détecteur SO-CFAR est utile pour un bord de clutter se situe avant la CUT tandis que le détecteur GO-CFAR devient robuste si la position du bord de clutter est après de la CUT.

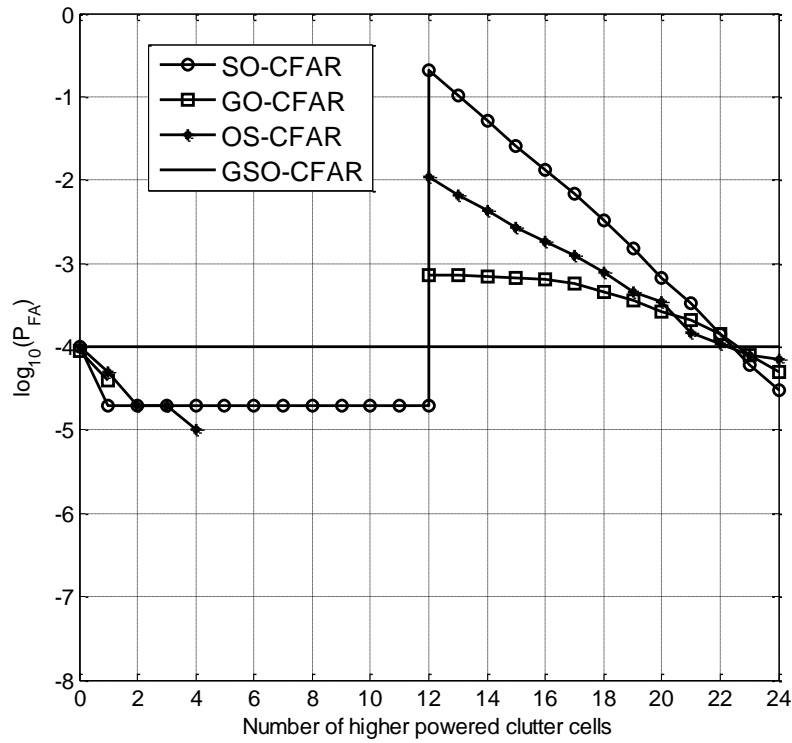


Figure 3.20 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter

3.5 Conclusions

Dans ce chapitre, on a considéré la détection CFAR pour un clutter de distribution Pareto. Pour cela, on a développé des différents détecteurs CFAR dans un environnement homogène et non homogène. Puis on a testé les performances de ces détecteurs en présence des cibles interférentes. Pour un clutter homogène, on a trouvé que le détecteur GM-CFAR est le plus performant par rapport aux détecteurs considérés dans ce travail. La probabilité de détection s'améliore en augmentant le nombre des cellules et/ou la valeur du paramètre de forme. Pour un clutter non-homogène et en présence des cibles interférentes, on a trouvé que le détecteur OS-CFAR est plus approprié. Dans le cas de la présence du bord de clutter (clutter edge), on a montré que le détecteur SO-CFAR donne la probabilité de détection la plus élevée et que le détecteur GO-CFAR a la mauvaise performance pour des cellules avant et après la cellule sous teste. Ainsi dans le cas du bord de clutter, les détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR rapprochent mieux la valeur de la P_{FA} vers sa valeur désirée par rapport aux autres détecteurs.