

## CHAPITRE II

# Technique de seuillage pour l'estimation des paramètres du clutter $K+B$

## Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons premièrement la distribution  $K+B$  et l'expression des moments théoriques donnant les statistiques du clutter de mer de haute résolution. Ensuite, nous exposons les méthodes existantes HOME, FPNOME et  $[z\log(z)]$  pour l'estimation des paramètres de cette distribution. Dans le but d'améliorer la qualité d'estimation et avec un temps d'exécution réduit, un nouveau algorithme d'estimation basé sur l'application du seuillage entre les méthodes des moments fractionnaires d'ordre positif /négatif est proposé. En fin, une série de simulations est présentée pour doter les comparaisons des performances d'estimation des différents algorithmes.

## Sommaire

### II.1 Introduction

### II.2 Rappel de la distribution $K+B$

### II.3 Méthodes d'estimation existantes

#### II.3.1 Méthode des moments d'ordres supérieurs (HOME)

#### II.3.2 Méthode des moments d'ordres fractionnaires (FOME)

#### II.3.3 Méthode de $[z\log(z)]$

#### II.3.4 Méthode des moments fractionnaires d'ordre positif /négatif (FPNOME)

#### II.3.5 Méthode d'estimation FPNOME modifiée

### II.4 Comparaison des résultats d'estimation

### II.5 Conclusion

## II.1 Introduction

La modélisation du clutter non Gaussien est un problème fondamental dans la détection radar, car durant plusieurs années, les radars utilisés étant de faible résolution, les échos indésirables émanant du clutter étaient considérés comme ayant une distribution Gaussienne [8]. Néanmoins cette approche a montré ces limites pour les radars à haute résolution opérant dans des environnements maritimes avec des angles d'incidence (grazing angle) très faibles. Récemment, la distribution  $K$  a été retenue comme une alternative aux modèles les plus complexes pour les radars maritimes à haute résolution. L'avantage est que ce modèle est beaucoup plus simple et ne nécessite que deux paramètres à estimer. En plus, son efficacité est comparable à celle des autres modèles modernes de clutter.

L'estimation des paramètres du modèle composé de clutter est un problème qui est largement étudié. Pratiquement, ce problème possède une grande importance en télédétection et surveillance radar puisqu'il y a une relation corrélative directe entre la qualité d'estimation et le pouvoir de détection. Le choix des estimateurs des paramètres de clutter peut être décisif dans les performances du détecteur qui en résulte. Alors, la procédure d'estimation retenue ne doit pas être trop lourde, en termes de temps de calcul ou de charge de calcul, car elle s'inscrit dans une procédure de détection [8,10]. A titre d'exemples, les méthodes HOME, FPNOME et  $[z\log(z)]$  ont été validées avec succès dans le cadre de l'estimation des paramètres des distributions  $K+B$  [23, 26, 30].

Dans ce chapitre, on va décrire les méthodes d'estimation des paramètres de distribution  $K$  en présence du bruit thermique où les expressions des moments sont aussi données. Au premier lieu, trois méthodes d'estimation sont présentées pour ce modèle à savoir l'approche HOME, l'approche FPNOME et l'approche  $[z\log(z)]$ . Dans le cas des échos radar à une seule impulsion, les estimés du paramètre de forme utilisant les approches existantes FOME et  $[z\log(z)]$  possèdent une optimisation numérique de la fonction d'erreur quadratique. Pour remédier ce problème du temps d'exécution, une nouvelle technique d'estimation appelée MFPNOME (FPNOME modifiée) est proposée. Cette approche exploite des opérations de seuillage entre deux méthodes FPNOME avec des moments d'ordres positif et négatif.

## II.2 Rappel de la distribution $K+B$

Comme mentionné dans le chapitre I, l'intensité du clutter est modélisée à partir des quantités cohérentes  $I$  et  $Q$ . Ces deux composantes ont une distribution Gaussienne avec une

puissance aléatoire,  $P_n = 2\sigma^2$  due à la dynamique de la surface de la mer de distribution gamma. Pour cela, l'incorporation du bruit thermique est survenue dans la puissance des échos reçus. Alors, nous adaptons l'approche simplifiée de Watts *et al* [33] dont la composante speckle pour une intégration de  $N$  impulsions,  $(Z_i = \sum_{j=1}^N X_{ij})$ , ( $i=1, \dots, M$  et  $j=1, \dots, N$ ) suit une loi gamma de paramètre de forme  $N$  et de paramètre d'échelle  $y+p_n$  comme :

$$\begin{cases} p_Z(z|y) = \frac{z^{N-1}}{(y+p_n)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{y+p_n}\right) \\ p(y) = \frac{b^\nu y^{-\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-y/b) \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Où  $p_n = 2\sigma^2$  désigne la puissance du bruit thermique. Utilisant le modèle gamma de  $y$  et l'équation (II.1), la distribution globale K+B devient [10] :

$$\begin{aligned} p(z) &= \int_0^\infty p_Z(z|y) p(y) dy \\ &= \frac{b^\nu z^{N-1}}{\Gamma(N) \Gamma(\nu)} \int_0^\infty \frac{y^{\nu-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y} - by\right) dy \end{aligned} \quad (\text{II.2})$$

Les moments d'ordre  $r$  sont trouvés dans [23] comme :

$$\langle z^r \rangle = \frac{p_n^r \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} {}_2F_0(\nu, -r; -1/bp_n) \quad (\text{II.3})$$

Utilisant les moments d'ordre  $r=1$  et  $r=2$ , on peut écrire :

$$p_n = \frac{\langle z \rangle}{N} \left(1 - \sqrt{\nu/\nu_{eff}}\right) \quad (\text{II.4})$$

et

$$b = \frac{\sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu}{\hat{p}_n} \quad (\text{II.5})$$

Où  $\nu_{eff}$  représente le paramètre de forme effectif donné par [10, 32]

$$\nu_{eff} = \frac{(N+1)\langle Z \rangle^2}{N\langle Z^2 \rangle - (N+1)\langle Z \rangle^2} \quad (\text{II.6})$$

### II.3 Méthodes d'estimation existantes

Cette section couvre brièvement les méthodes d'estimation des paramètres de la distribution K+B les seules en vue dans la littérature. Leurs principaux fondements théoriques sont discutés et leurs avantages et inconvénients sont également mis en évidence.

#### II.3.1 Méthode des moments d'ordres supérieurs (HOME)

La plupart des résultats méthodologiques et des techniques d'estimation des paramètres des distributions de probabilité sont fondés sur une description simplifiée des signaux aléatoires faisant appel aux moments d'ordre 1 et 2. À titre d'exemple, le statut particulier de la distribution K du clutter de mer, pour lequel la description à l'ordre 2 s'avère suffisante, a largement contribué à la diffusion des techniques d'estimation limitées à l'ordre 2. Cependant, l'apparition de la distribution K+B, et la nécessité de développer des moyens techniques pour la caractériser a imposé depuis longtemps de prendre en compte une description plus délicate en utilisant des moments d'ordre supérieur à 2 [8].

Watts a judicieusement exploité cette description et introduit ainsi son estimateur des moments d'ordre supérieur (HOME) pour estimer les paramètres de la distribution K+B. Cette méthode a l'avantage de ne requérir que les trois premiers moments des observations pour résoudre un problème inaccessible à l'ordre 2 [8].

La méthode HOME suggère que  $\langle z^r \rangle = \int_0^\infty z^r p(x) dx$  soit résolue pour seulement des valeurs entières de  $r$ . C'est-à-dire en résolvant les intégrales pour  $r = 1, 2$  et  $3$  respectivement, on obtient :

$$\begin{cases} \hat{\nu} = \frac{18 (\hat{\mu}_2 - 2\hat{\mu}_1^2)^3}{(12\hat{\mu}_1^3 - 9\hat{\mu}_1\hat{\mu}_2 + \hat{\mu}_3)^2} \\ \hat{p}_n = \hat{\mu}_1 - (0.5\hat{\nu}(\hat{\mu}_2 - 2\hat{\mu}_1^2))^{1/2} \\ \hat{b} = \frac{\hat{\nu}}{\hat{\mu}_1 - \hat{p}_n} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Où

$$\begin{cases} \hat{\mu}_1 = \frac{\langle Z \rangle}{N} \\ \hat{\mu}_2 = \frac{2\langle Z^2 \rangle}{N(N+1)} \\ \hat{\mu}_3 = \frac{6\langle Z^3 \rangle}{N(N+1)(N+2)} \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

### II.3.2 Méthode des moments d'ordres fractionnaires (FOME)

C'est une méthode numérique d'estimation basée principalement sur l'expression clé des moments fractionnaires (II.3). Cette approche est notée "FOME" ; acronyme signifiant Fractional Order Moments Estimator en anglo- saxon. Son principe de base est inspiré de la procédure introduite par Raghavan dans le cas d'un clutter K-distribué.

Après la substitution des équations (II.4) et (II.5) dans (II.3), la méthode d'estimation FOME est donnée par [23] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \nu_{\text{eff}} = \frac{(N+1)\langle Z \rangle^2}{N\langle Z^2 \rangle - (N+1)\langle Z \rangle^2} \\ \frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} = \frac{\langle z^r \rangle N^r \Gamma(N)}{\langle z \rangle^r \Gamma(N+r)} = \frac{\left(1 - \sqrt{\hat{\nu}/\nu_{\text{eff}}}\right)^r \Gamma(\alpha + N)}{N^r \Gamma(N)} {}_2F_0\left(\nu, -r; -; -\left(\sqrt{\nu\nu_{\text{eff}}} - \nu\right)^{-1}\right) \\ \hat{p}_n = \frac{\langle Z \rangle}{N} \left(1 - \sqrt{\frac{\hat{\nu}}{\nu_{\text{eff}}}}\right) \\ \hat{b} = \frac{N \hat{\nu}}{\langle Z \rangle - N \hat{p}_n} \end{array} \right. \quad (\text{II.9})$$

Ou

$$\nu_{\text{eff}} = \nu \left(1 + \frac{1}{CNR}\right)^2 = \frac{(N+1)\langle Z \rangle^2}{N\langle Z^2 \rangle - (N+1)\langle Z \rangle^2} \quad (\text{II.10})$$

Cette approche nécessite des solutions numériques pour déterminer les estimés du paramètre de forme  $\nu$ . A cet effet, la routine «fminsearch» du logiciel Matlab a été utilisée pour optimiser (II.9) [23]. Après l'estimation de  $\nu$ ,  $\hat{p}_n$  et  $\hat{b}$  sont ensuite calculés via des équations (II.4) et (II.5) respectivement. Le rapport clutter-sur-bruit (CNR) est estimé ensuite par  $\hat{CNR} = \hat{\nu} / \hat{b}\hat{p}_n$ .

### II.3.3 Méthode de $z \log(z)$

La méthode  $[z \log(z)]$  exige la combinaison des expressions des moments  $\langle \log(z) \rangle$ ,  $\langle z \rangle$  et  $\langle z \log(z) \rangle$  D'où:

$$\langle Z \log(Z) \rangle = \int_0^\infty z \log(z) p(z) dz \quad (\text{II.11})$$

$$\langle Z \log(Z) \rangle = \frac{b^\nu}{\Gamma(\nu) \Gamma(N)} \int_0^\infty \frac{y^{\nu-1}}{(p_n + y)^N} \exp(-by) \left[ \int_0^\infty z_i^N \log(z_i) \exp\left(-\frac{z_i}{p_n + y}\right) dz_i \right] dy \quad (\text{II.12})$$

L'intégrale dans (II.12) est trouvée par [35] :

$$\int_0^\infty z_i^N \log(z_i) \exp\left(-\frac{z_i}{p_n + y}\right) dz_i = (p_n + y)^{N+1} \Gamma(N+1) [\psi(N+1) + \log(p_n + y)] \quad (\text{II.13})$$

En combinant (II.12) et (II.13) et après quelques Manipulations mathématiques,  $[z \log(z)]$  devient :

$$\begin{aligned} \langle Z \log(Z) \rangle = \frac{N b^\nu}{\Gamma(\nu)} & \left[ \psi(N+1) p_n \int_0^\infty y^{\nu-1} \exp(-by) dy + \psi(N+1) \int_0^\infty y^\nu \exp(-by) dy \right. \\ & \left. + p_n \int_0^\infty y^{\nu-1} \exp(-by) \log(p_n + y) dy + \int_0^\infty y^\nu \exp(-by) \log(p_n + y) dy \right] \quad (\text{II.14}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \langle Z \log(Z) \rangle = N & \left\{ \psi(N+1) p_n + \psi(N+1) \frac{\nu}{b} + \frac{(bp_n)^\nu}{\Gamma(\nu)} p_n \frac{\pi}{\nu \sin(\pi\nu)} {}_1F_1(\nu; \nu+1; bp_n) - p_n [\log(b) - \psi(\nu)] \right. \\ & + \frac{bp_n^2}{1-\nu} {}_2F_2(1,1;2,2-\nu; bp_n) - \frac{(bp_n)^\nu}{\Gamma(\nu)} p_n \frac{\pi}{(\nu+1) \sin(\pi\nu)} {}_1F_1(\nu+1; \nu+2; bp_n) \\ & \left. - \frac{\nu}{b} [\log(b) - \psi(\nu+1)] - p_n {}_2F_2(1,1;2,1-\nu; bp_n) \right\} \end{aligned}$$

$$\langle Z \log(Z) \rangle = N(p_n + \nu/b) \left( \frac{1}{N} + \frac{1}{\nu(1+1/CNR)} + \langle \log(z) \rangle - \frac{{}_2F_0(\nu,1;,-; -CNR/\nu)}{\nu(1+1/CNR)} \right) \quad (\text{II.15})$$

L'estimateur dérivé peut être exprimé en termes de paramètre de forme inconnue réelle  $\nu$  et le paramètre de forme effectif  $\nu_{\text{eff}}$ , obtenu par les moments d'ordre 1 et 2. Il est donc donné par :

$$\begin{aligned} \begin{cases} \frac{\langle Z \log(Z) \rangle}{\langle Z \rangle} - \langle \log(Z) \rangle = \frac{1}{N} + \frac{1 - {}_2F_0(\hat{\nu}, 1; , -(\sqrt{\hat{\nu}\nu_{\text{eff}}} - \hat{\nu})^{-1})}{\sqrt{\hat{\nu}\nu_{\text{eff}}}}, & \forall N \geq 1 \\ \hat{p}_n = \frac{\langle Z \rangle}{N} \left( 1 - \sqrt{\frac{\hat{\nu}}{\nu_{\text{eff}}}} \right) \\ \hat{b} = \frac{N \hat{\nu}}{\langle Z \rangle - N \hat{p}_n} \end{cases} \quad (\text{II.16}) \\ \langle Z^{-1} \rangle = \frac{b^\nu p_n^{\nu-1}}{N-1} U(\nu, \nu; bp_n) \\ = \frac{p_n^{-1}}{N-1} {}_2F_0(\nu, 1; , -CNR/\nu) \end{aligned}$$

$$d = \frac{\langle Z \log(Z) \rangle}{\langle Z \rangle} - \langle \log(Z) \rangle = \frac{1}{N} + \frac{1}{\sqrt{\hat{\nu}\nu_{\text{eff}}}} \left( 1 - \frac{(N-1)}{N} \langle Z \rangle \langle Z^{-1} \rangle \left( 1 - \sqrt{\frac{\hat{\nu}}{\nu_{\text{eff}}}} \right) \right), \forall N > 1 \quad (\text{II.17})$$

Il est clair que (II.17) est indépendant de la fonction hypergéométrique mais a toujours besoin de solutions numériques pour obtenir  $\nu$ . À cet effet, Les paramètres peuvent être trouvés comme :

$$\hat{\nu} = \nu_{\text{eff}} \left( \frac{1 - \frac{N-1}{N} \langle Z \rangle \langle Z^{-1} \rangle}{\nu_{\text{eff}} \left( \frac{\langle Z \log(Z) \rangle}{\langle Z \rangle} - \langle \log(Z) \rangle - \frac{1}{N} \right) - \frac{N-1}{N} \langle Z \rangle \langle Z^{-1} \rangle} \right)^2, \quad \forall N > 1 \quad (\text{II.18})$$

### II.3.4 Méthode des moments fractionnaires d'ordre positif et négatif FPNOME

L'idée de cette méthode est inspirée d'une étude précédente [21], où il a été démontré que l'amélioration des résultats d'estimation peut être obtenue lorsque les moments d'ordre inférieur fractionnaires sont utilisés. Utilisant les deux rapports statistiques  $(\alpha_{p,q}, \beta_{p,q})$  et l'expression des moments fractionnaires  $\mu_p$  donnés par [37] :

$$\alpha_{p,q} = \frac{\mu_{p+q}}{\mu_p \mu_q} \quad (\text{II.19})$$

et

$$\beta_{p,q} = \frac{\mu_{p-q} \mu_q}{\mu_p} \quad (\text{II.20})$$

$$\mu_p = \frac{\Gamma(N+p)}{\Gamma(N)} b^\nu p_n^{\nu+p} U(\nu, \nu+p+1; b p_n) \quad (\text{II.21})$$

Avec  $p$  est un nombre positif et réel et  $q$  est un nombre entier

Il est intéressant d'estimer les paramètres à partir des moments fractionnaires d'ordre inférieur. En définissant  $q = 1$  dans (II.19) et (II.20), exploitant l'expression de moment donnée par (II.21), les deux rapports deviennent après les substitutions :

$$\alpha_{p,1} = \frac{\mu_{p+1}}{\mu_p \mu_1} = \frac{N+p}{N} \frac{\sqrt{\nu \nu_{\text{eff}}} - \nu}{\sqrt{\nu \nu_{\text{eff}}}} \frac{U(\nu, \nu+p+2; \sqrt{\nu \nu_{\text{eff}}} - \nu)}{U(\nu, \nu+p+1; \sqrt{\nu \nu_{\text{eff}}} - \nu)} \quad (\text{II.22})$$

et

$$\beta_{p,1} = \frac{\mu_{p-1}\mu_1}{\mu_p} = \frac{N}{N+p-1} \frac{\sqrt{\nu\nu_{eff}}}{\sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu} \frac{U(\nu, \nu+p; \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu)}{U(\nu, \nu+p+1; \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu)} \quad (\text{II.23})$$

En combinant (II.22), (II.23) et utilisant la relation  $zU(a, b+1, z) = (b-1+z)U(a, b, z) + (a-b+1)U(a, b-1, z)$  donnée dans [36], avec  $a = \nu$ ,  $b = \nu + p + 1$  et  $z = \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu$ , on obtient :

$$\left(\sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu\right) \frac{U(\nu, \nu+p+2; \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu)}{U(\nu, \nu+p+1; \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu)} = p + \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu \frac{U(\nu, \nu+p; \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu)}{U(\nu, \nu+p+1; \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu)} \quad (\text{II.24})$$

Réorganisant (II.22) et (II.23) et les remplaçant (II.24), il est facile de montrer que

$$\frac{N}{N+p} \sqrt{\nu\nu_{eff}} \alpha_{p,1} = p + \sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu \frac{N+p-1}{N} \frac{\sqrt{\nu\nu_{eff}} - \nu}{\sqrt{\nu\nu_{eff}}} \beta_{p,1} \quad (\text{II.25})$$

Après des simplifications algébriques de (II.25). L'expression finale de la méthode FPNOME dans le cas d'une ( $N=1$ ) ou plusieurs impulsions ( $N>1$ ) est donnée par [37]

$$\hat{\nu} = \nu_{eff} \left[ \frac{1 - \frac{N+p-1}{N} \beta_{p,1}}{\frac{\nu_{eff}}{p} \left( \frac{N}{N+p} \alpha_{p,1} - 1 \right) - \frac{N+p-1}{N} \beta_{p,1}} \right]^2, \quad \forall N \geq 1 \quad (\text{II.26})$$

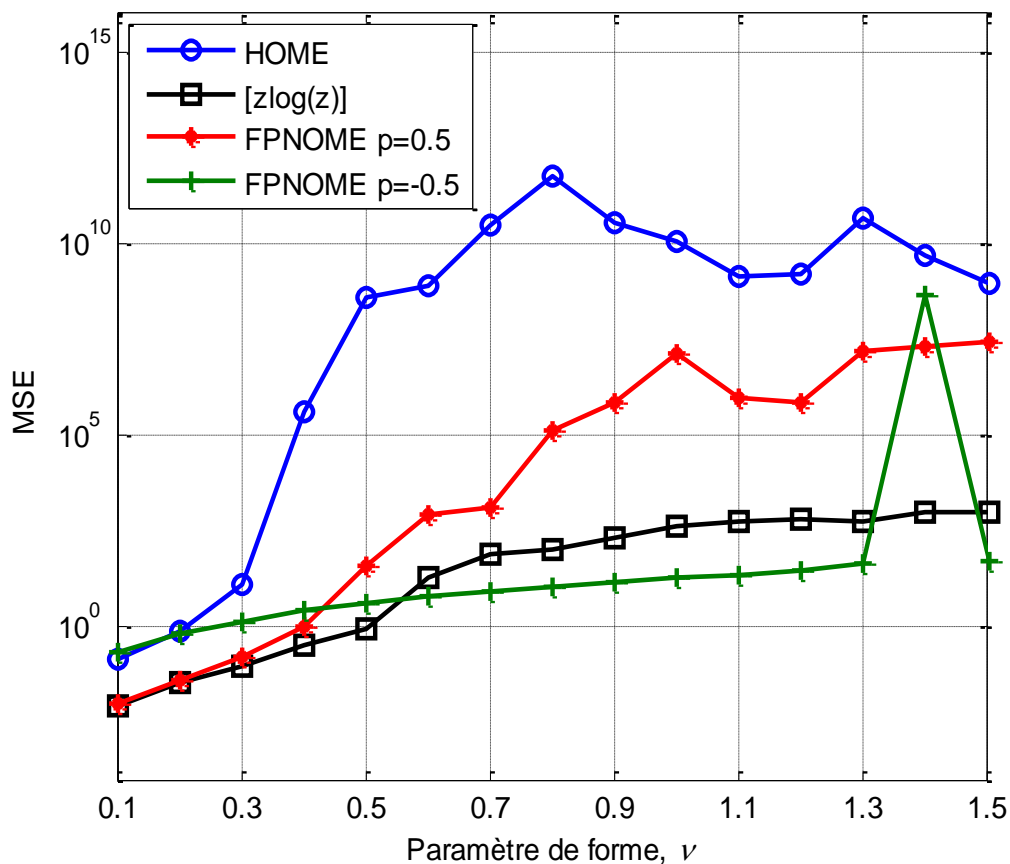
Pour  $N=1$ , (II.26) devient :

$$\hat{\nu} = \nu_{eff} \left[ \frac{1 - p\beta_{p,1}}{\nu_{eff} \left( \frac{1}{p+1} \alpha_{p,1} - 1 \right) - p\beta_{p,1}} \right] \quad (\text{II.27})$$

A partir de plusieurs tests sur la qualité d'estimation utilisée (II.27), on a trouvé que pour  $p=0.5$  donne la meilleure performance par rapport aux autres valeurs entre 0 et 1. Alors, Prenant  $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ,  $M=1000$ ,  $CNR=0\text{dB}$  et  $N=1$ , la Figure II. 1 illustre les courbes des MSEs obtenues à partir des méthodes HOME,  $[z\log(z)]$  et FPNOME. Il est bien remarqué que



pour  $\nu < 0.5$ , l'estimateur FPNOME ( $p=0.5$ ) offre la meilleure performance, tandis que pour  $\nu > 0.5$ , l'estimateur FPNOME ( $p=-0.5$ ) devient le meilleur par rapport aux autres estimateurs. Alors, malgré que l'approche FPNOME possède un temps de calcul réduit (e.i, utilisation de l'expression compacte (II.27)), il offre des performances d'estimation dégradées dans des intervalles particulière de  $\nu$  par rapport à l'estimateur numérique  $[z\log(z)]$ . Cet inconvénient ne peut être rectifié par le changement de  $p$  entre -1 et 1. Pour remédier ce problème d'estimation en toutes valeurs de  $\nu$ , nous proposons dans la section qui se suit, une nouvelle technique de seuillage qui permet de choisir la meilleure qualité d'estimation obtenue à partir de l'estimateur FPNOME avec  $p=0.5$  et le même estimateur FPNOME avec  $p=-0.5$ .

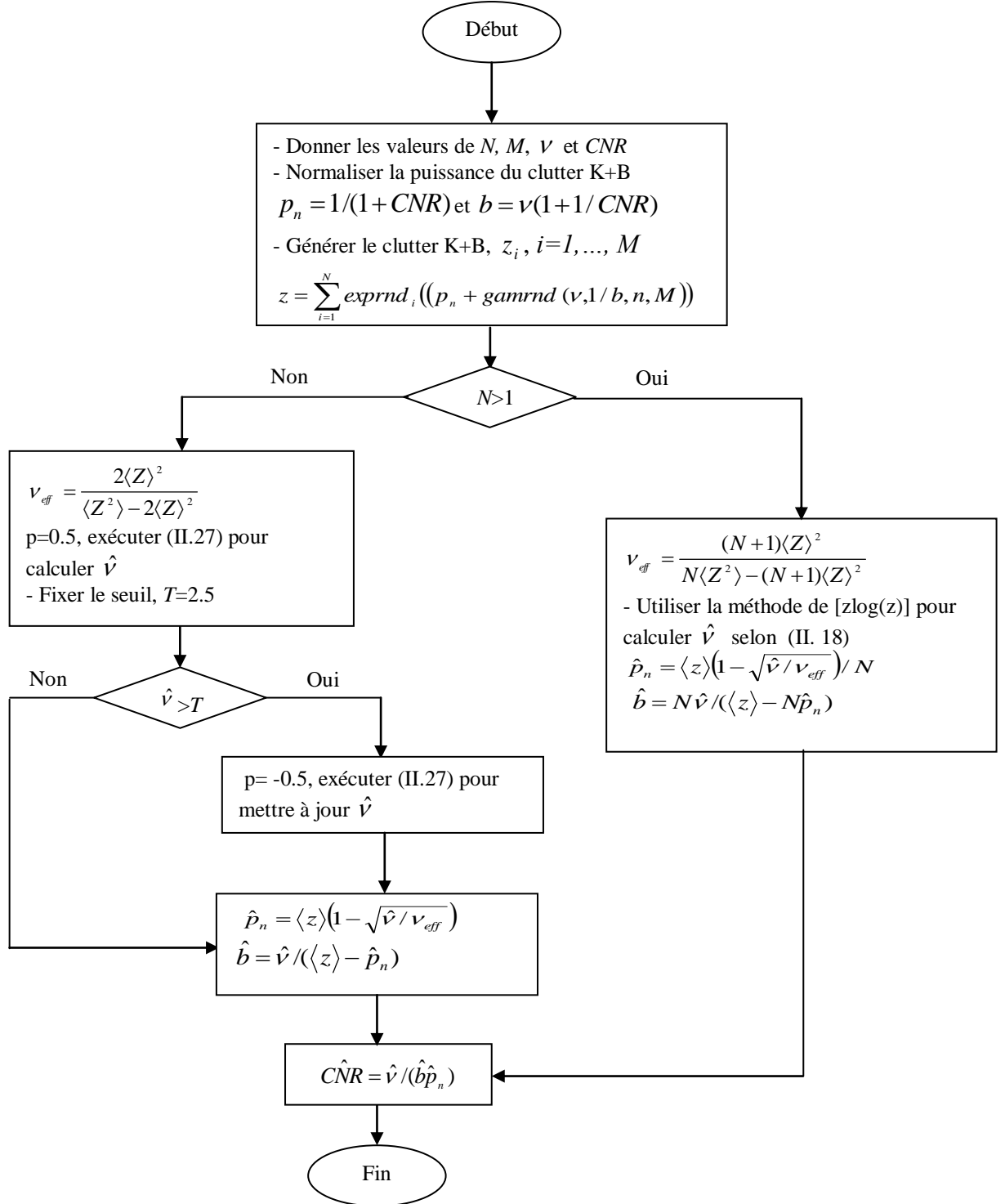


**Figure II.1** : La moyenne d'erreur quadratique d'estimation des méthodes HOME,  $[z\log(z)]$  et FPNOME ( $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ) pour  $M=1000$ ,  $N=1$ ,  $CNR=0\text{dB}$  et  $n=1000$  [36]

### II.3.5 Méthode d'estimation FPNIOME modifiée

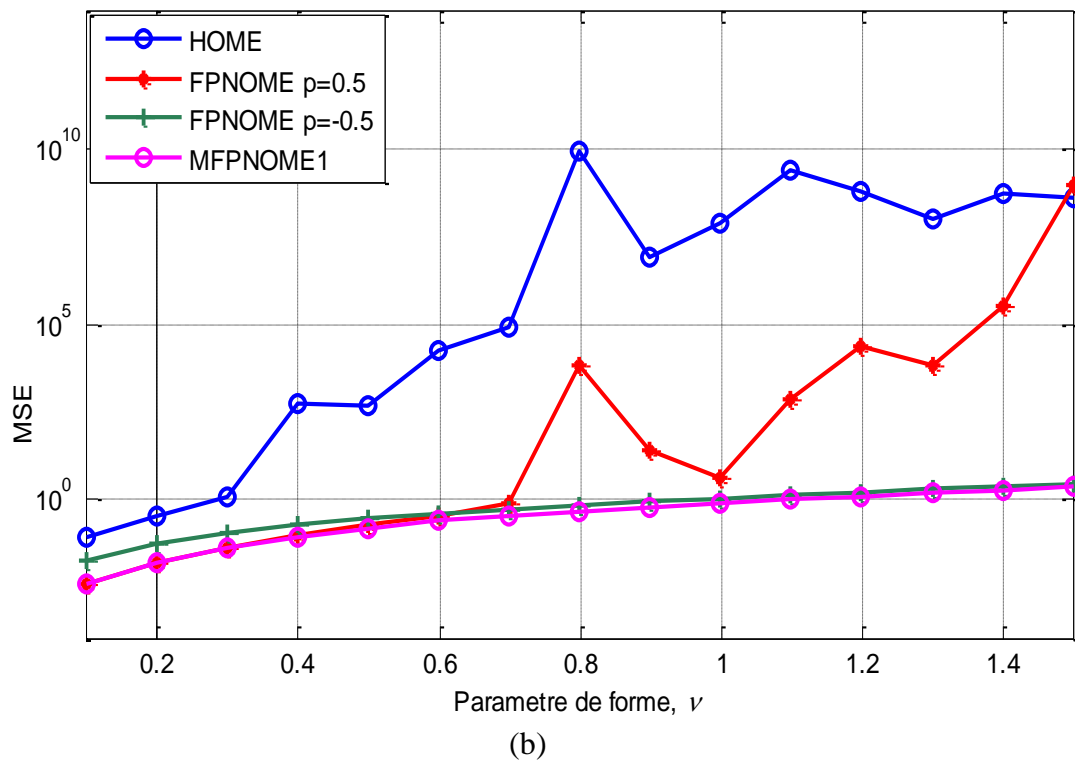
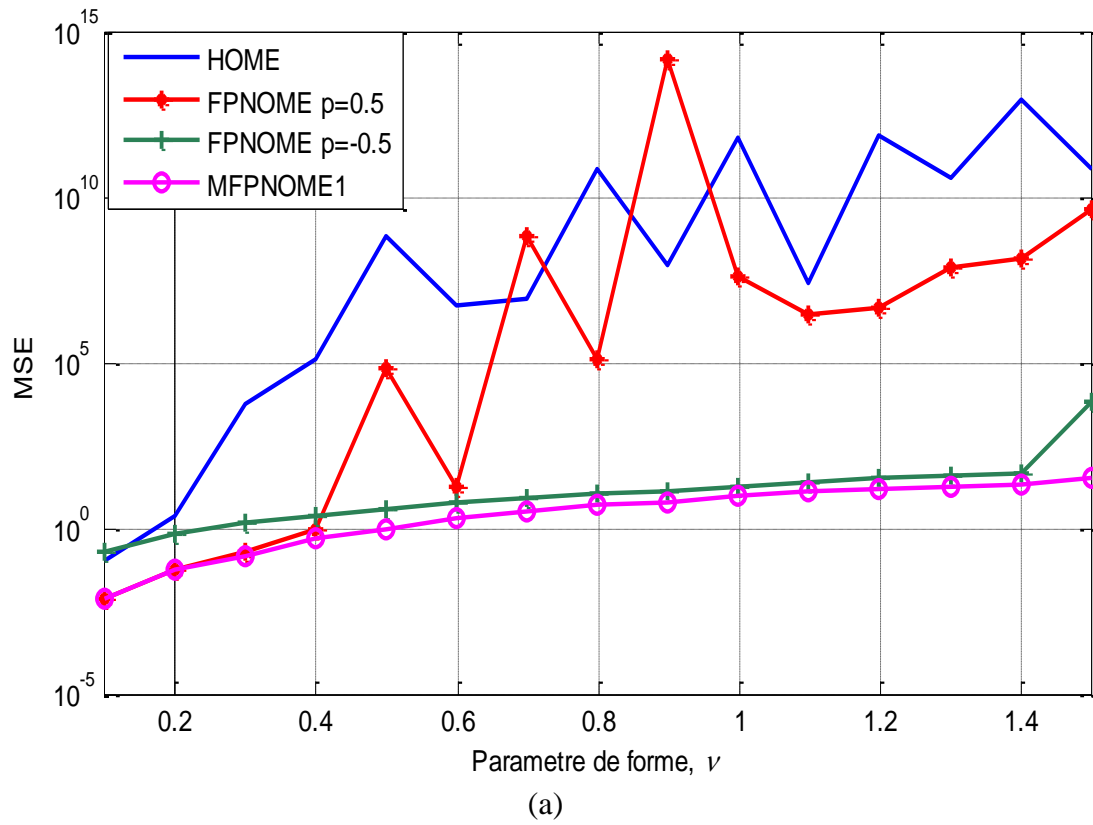
Dans la Section précédente, on a observé que les meilleures performances ne sont pas obtenues pour toutes les valeurs de  $\nu$  (Figure II.1), c'est pour cela on propose d'introduire un

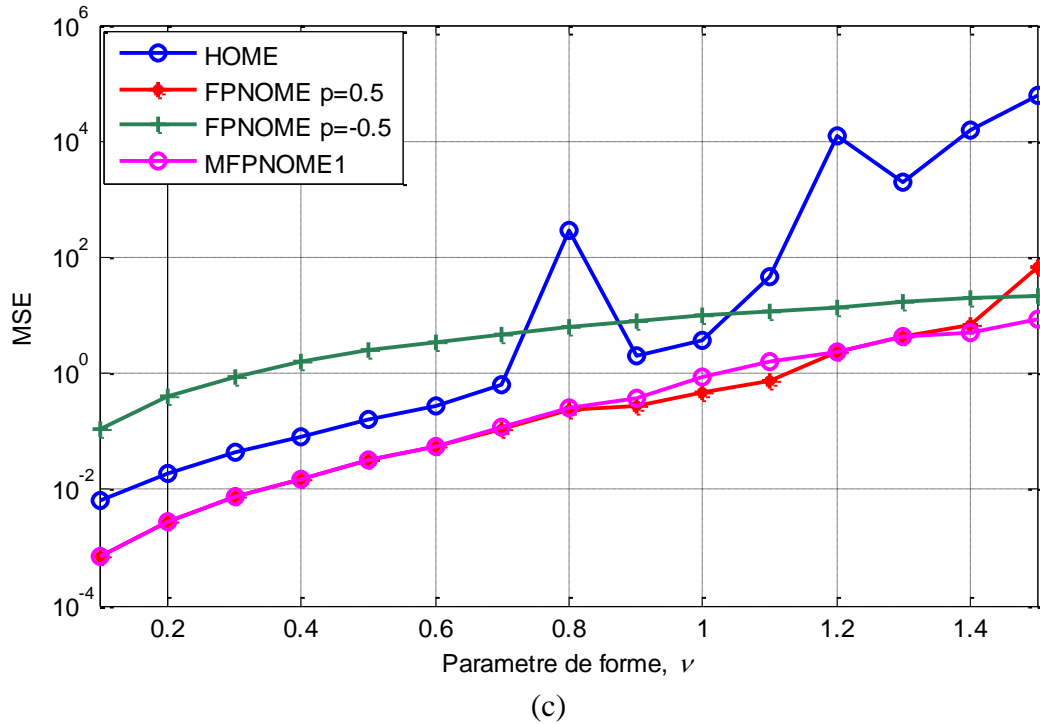
seuil pour avoir une sélection automatique entre les deux estimateurs FPNOME ( $p=0.5$ ) et FPNOME ( $p=-0.5$ ). Premièrement, on commence par l'utilisation d'un seul seuil  $T$  choisit après de plusieurs essais. Cette nouvelle méthode d'estimation des paramètres K+B est appelée MFPNOME1. Le principe de fonctionnement de cette approche est résumé par l'organigramme de la Figure II. 2 avec  $T=2.5$ ,  $p=0.5$  et  $p=-0.5$ :



**Figure II.2 :** Organigramme de la méthode MFPNOME1 utilisant un seuil de sélection  $T$  (une seule itération de simulation Monte-Carlo)

Nous présentons une série d'expériences pour confirmer et assurer l'amélioration des performances d'estimation dans l'intervalle de variation de  $\nu$  ( $\nu = 0.1 \dots 1.5$ ). Cependant pour une valeur de  $N=1$ ,  $M=1000$  et  $CNR=0$  et  $5$  dB, les résultats d'estimation illustrés dans les Figures. II.3 (a) et II.3 (b) montrent que l'approche MFPNOME1 produit une bonne précision d'estimation du paramètre de forme. Cette amélioration est due à l'utilisation d'une manière automatique les résultats de l'estimateur FPNOME pour  $p=0.5$  et  $p=-0.5$ . C'est-à-dire, à chaque estimation l'algorithme de seuillage sélectionne le meilleur estimé du paramètre de forme  $\nu$ .

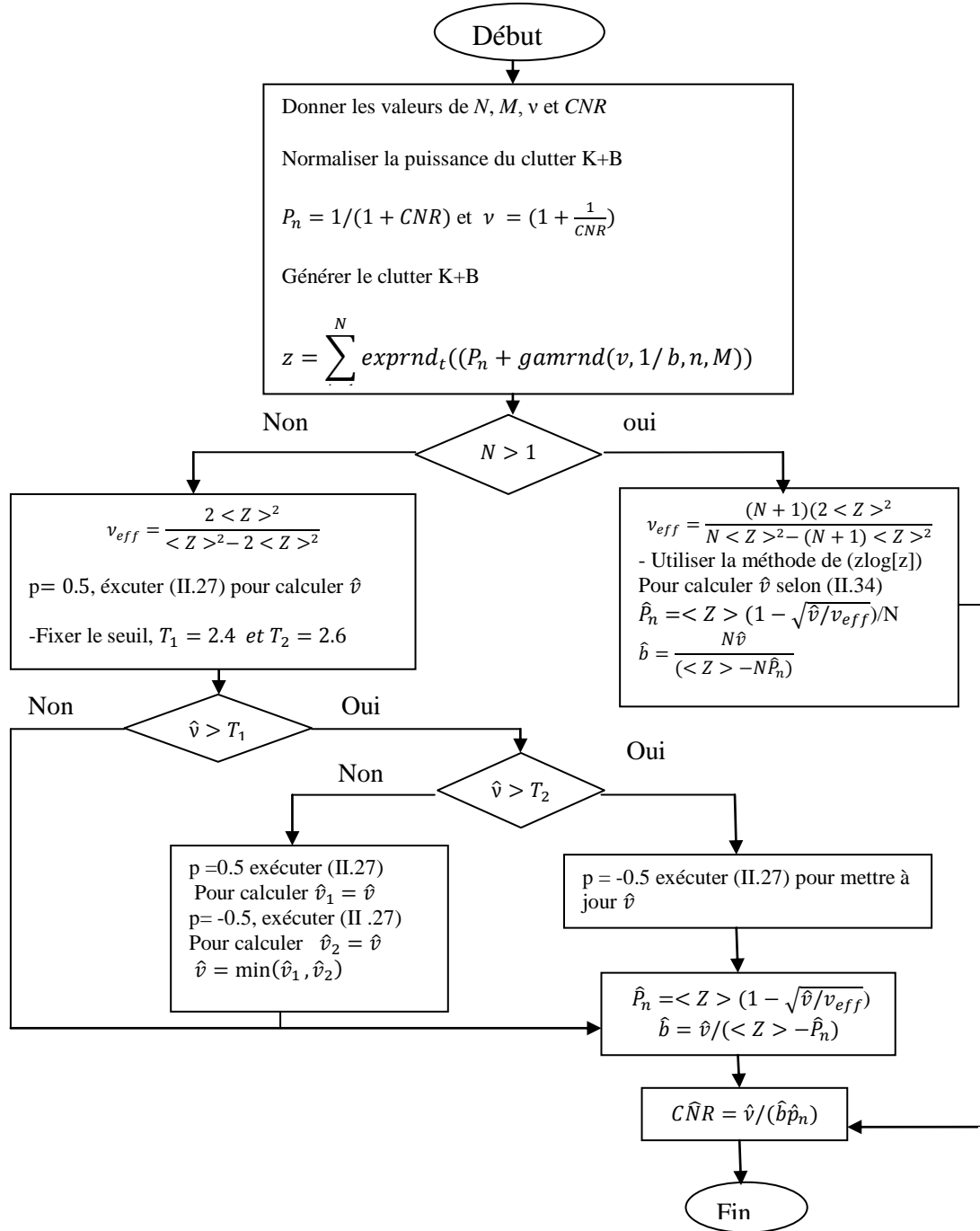




**Figure II.3 :** La moyenne d'erreur quadratique d'estimation des méthodes HOME, FPNOME ( $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ) et MFPNOME1 pour  $M=1000$ ,  $N=1$  et  $n=1000$

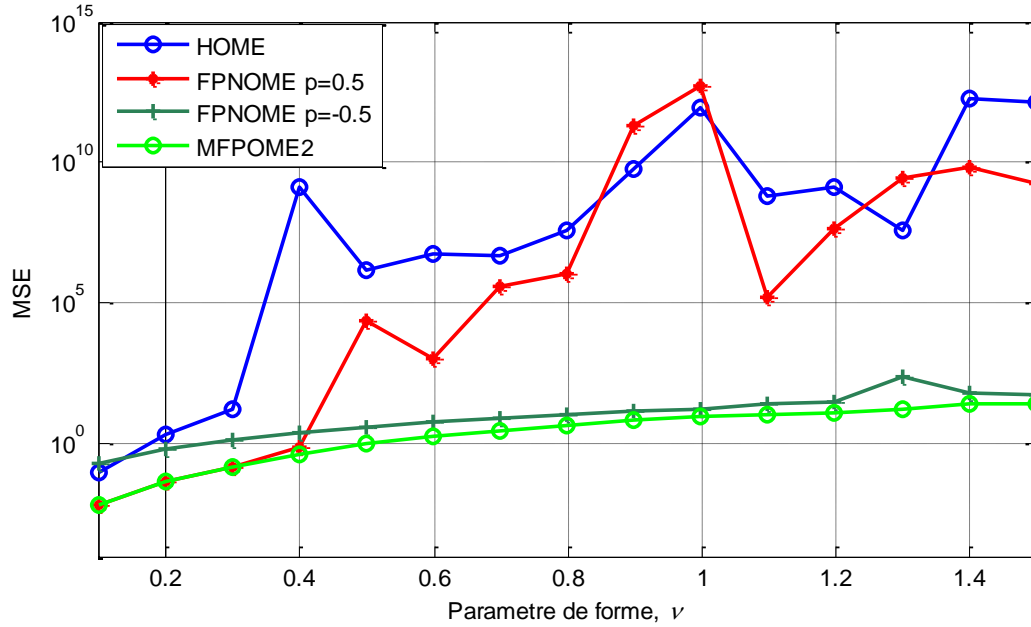
- a) CNR= 0 dB b) CNR=5 dB  
c)  $M=10000$ , CNR=0 dB

Maintenant pour améliorer en plus les résultats d'estimation, on propose aussi d'utiliser deux seuils d'estimation  $T_1$  et  $T_2$ . Nous avons ici un traitement de trois intervalles du paramètre de forme. Dans le 1<sup>er</sup> intervalle, on choisit le résultat de la méthode FPNOME ( $p=0.5$ ), dans le 3<sup>ème</sup> intervalle on choisit le résultat de la méthode FPNOME ( $p=-0.5$ ) et dans le 2<sup>ème</sup> intervalle on choisit la valeur minimale des résultats obtenus par la méthode de FPNOME ( $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ). Cette méthode d'estimation des paramètres  $K+B$  est appelée MFPNOME2. Le principe de fonctionnement de cette approche est résumé dans l'organigramme de la Figure II.4

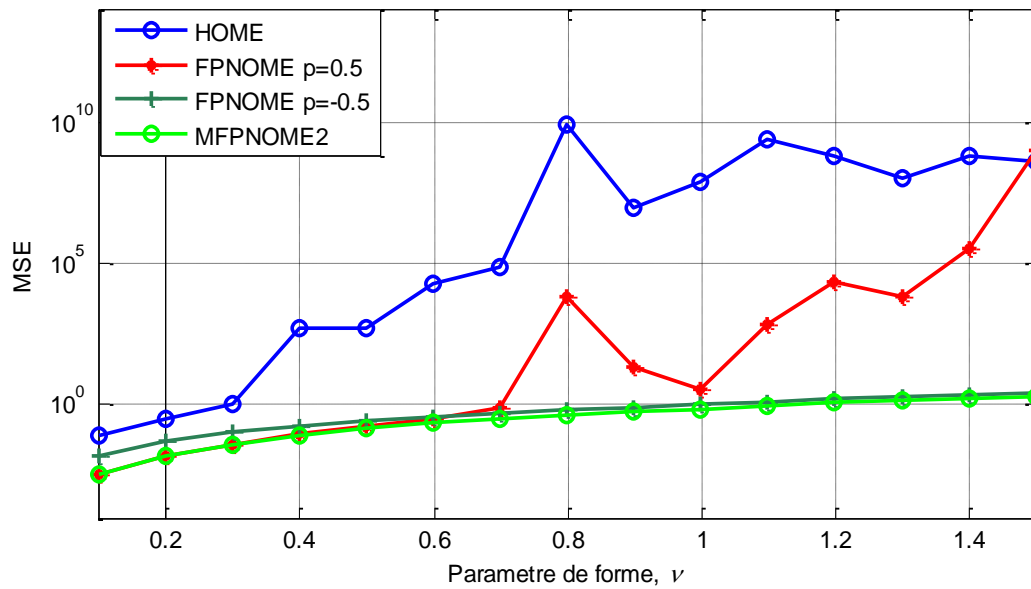


**Figure II.4** : Organigramme de la méthode MFPNOME2 utilisant deux seuils de sélection  $T_1$  et  $T_2$  (une seule itération de simulation Monte-Carlo)

Les Figures II.5 (a) et II.5 (b) représentent les résultats d'estimation obtenus par les approches HOME,  $[z\log(z)]$ , FPNOME ( $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ) et MFPNOME2 dans le cas de  $N=1$ ,  $M=1000$  et  $CNR=0\text{dB}$  et  $5\text{dB}$ . Il est bien clair que la méthode d'estimation MFPNOME2 nous a donné des meilleurs résultats à celles obtenus par les autres méthodes.



(a)



(b)

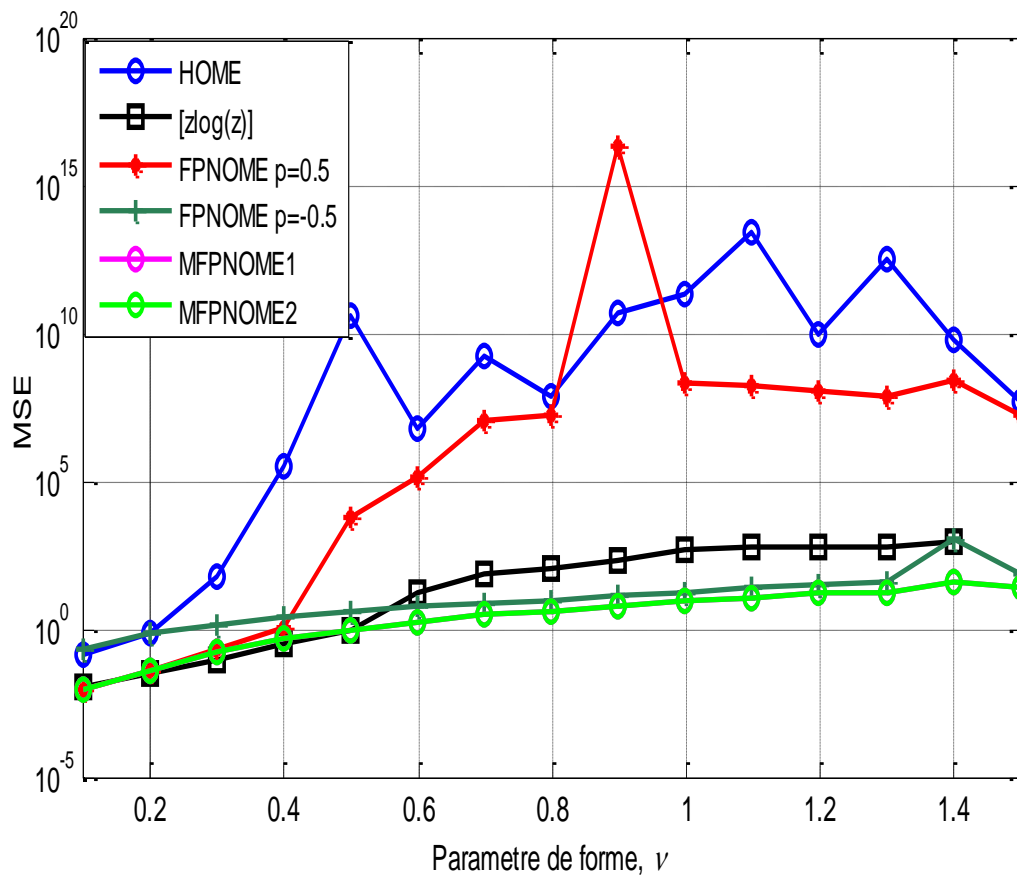
**Figure 11.5:** La moyenne d'erreur quadratique d'estimation des méthodes HOME, FPNOME ( $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ) et MFPNOME2 pour  $M=1000$ ,  $N=1$  et  $n=1000$

a) CNR= 0dB b) CNR=5dB

#### II.4 Comparaison des résultats d'estimation

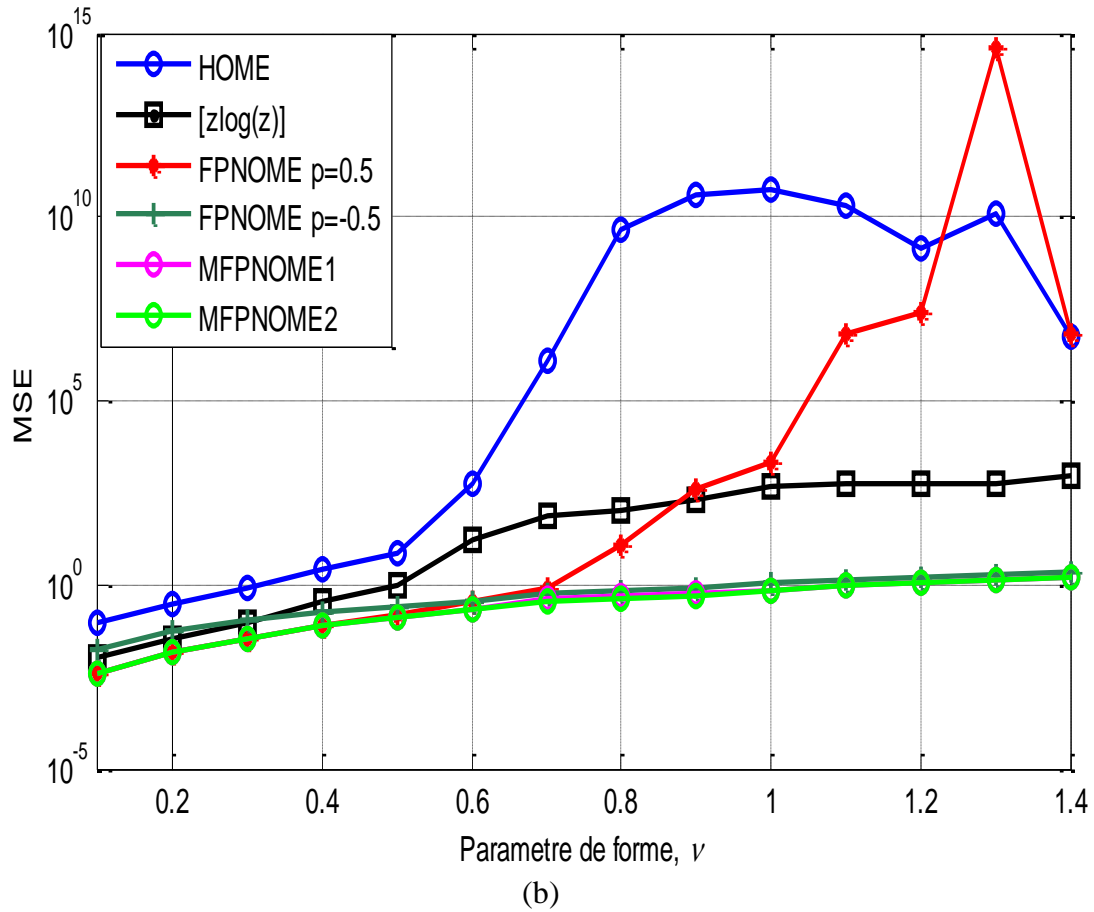
Dans cette section, nous allons présenter les résultats de simulations pour avoir les performances d'estimation du clutter de la distribution  $K+B$  utilisant les estimateurs HOME,  $[z\log(z)]$ , FPNOME ( $p=0.5$  et  $p=-0.5$ ), MFPNOM1 et MFPNOME2. On commence par l'étude des cas où  $N=1$ ,  $M=1000$ ,  $\nu = 0.1 \dots 1.6$  et  $CNR=0\text{dB}$  et  $5\text{dB}$ . A partir des résultats

illustrés dans la Figure II. 6, le premier constat est que plus la valeur du paramètre de forme  $\nu$  est grand plus la dégradation des performances d'estimation est remarquable (les valeurs de l'erreur quadratique moyenne) pour toutes les méthodes. Cette dégradation est due probablement aux erreurs produites par les calculs numériques. De plus, nous observons clairement que les méthodes MFPNOME1 et MFPNOME2 offrent les meilleures performances d'estimation. Nous pouvons remarquer aussi que ces approches délivrent presque les mêmes erreurs d'estimation. On peut conclure que les estimateurs proposés sont bien adaptés aux variations du paramètre de forme.



(a)





**Figure II.6 :** Comparaison des MSE du paramètre de forme estimé utilisant les méthodes HOME, FPNOME ( $p=0.5$ ), FPNOME ( $p=-0.5$ ), MFPNOME1, MFPNOME2 et  $[z \log(z)]$  (équation II.16) pour  $M = 1000$ ,  $N = 1$   
a) CNR=0 dB b) CNR=5 dB

Le Tableau suivant montre les valeurs de l'erreur moyenne carrée, le temps d'exécution et le biais relatif obtenues pour  $\nu = 0.1, 0.5, 1, 1.5$  et  $N=1$ . Les estimateurs utilisés basés sur les méthodes HOME, FPNOME ( $p=0.4$ ), FPNOME ( $p=-0.4$ ),  $[z \log(z)]$ , MFPNOME1 et MFPNOME2. Les estimés des paramètres du modèle K+B sont récapitulés dans le Tableau. II.1 pour chaque étude.

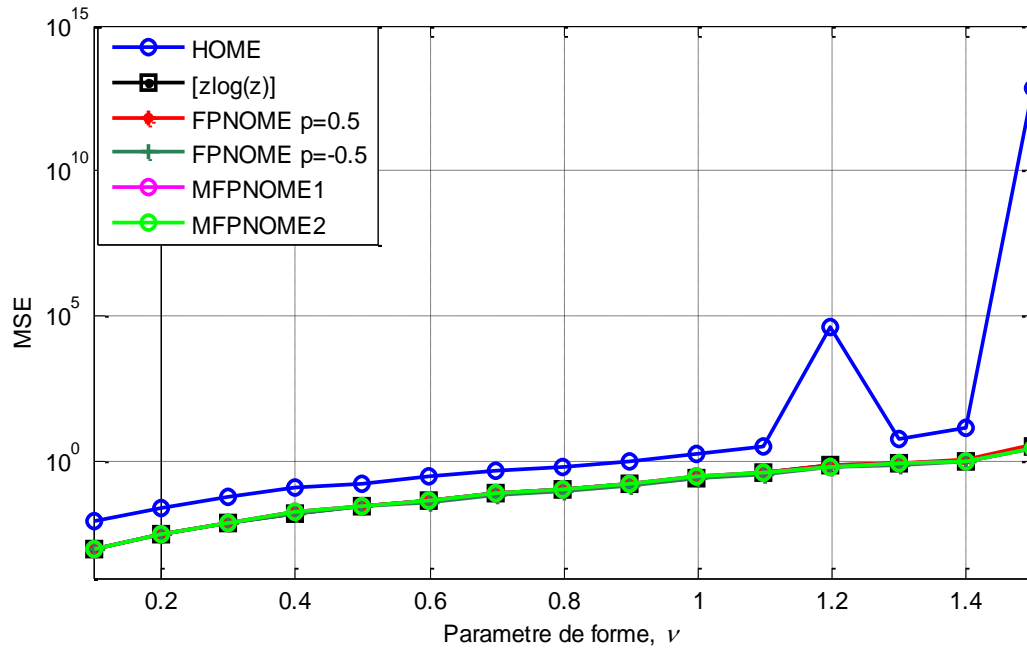
**Tableau II.1** : Moyennes d'erreur carrées, le biais relatif et le temps de calcul des paramètres estimés de la distribution  $K+B$  obtenus par divers estimateurs

	$\nu$	CNR	HOME	FPNOME $p=0.5$	FPNOME $p=-0.5$	MFPNOME1	MFPNOME2	$z\log(z)$
La moyenne d'erreur carrée MSE	0.1	-3	0.2092	0.0246	1.6326	0.0246	0.0246	0.0218
		0	0.1195	0.00806	0.22097	0.00806	0.00806	0.00786
		5	0.1122	0.00445	0.01819	0.00445	0.00445	0.00407
	0.5	-3	0.5094	0.1694	17.4678	0.2519	0.2537	0.1444
		0	0.1726	0.0328	2.4472	0.0328	0.0328	0.0254
		5	0.1096	0.0111	0.1501	0.0111	0.0111	0.0089
	1	-3	4.4340e7	5.8679e8	23.9225	18.8798	18.4607	0.9990
		0	3.3216	0.3941	9.6275	0.7199	0.7758	0.3420
		5	0.8829	0.0932	0.6068	0.0920	0.0916	0.0668
	1.5	-3	1.4400e8	4.9079e+9	1.1983e+6	2.9475e5	2.9475e5	1.071e4
		0	1.3304e8	8.6716e11	67.7190	28.3592	28.3592	53.0640
		5	6.9522e+6	1.4445e+7	2.2921	1.7560	1.7548	4.6704
Temps de calcul	0.1	-3	0	3.1200e-4	6.240e-4	6.240e-4	6.240e-4	0.2033
		0	0	7.800e-4	0.0014	0.0014	0.0015	0.1697
		5	0	9.3600e-4	4.5240e-4	0.0015	0.0015	0.16770
	0.5	-3	7.800e-6	0.00455	0.00450	1.560e-5	4.680e-5	0.2579
		0	7.8000e-6	0.0046	0.0041	7.800e-6	1.5600e-5	0.2255
		5	1.560e-5	0.0044	0.0042	7.8000e-6	0	0.2234
	1	-3	0	0.0049	0.0042	7.240e-4	7.230e-4	0.9010
		0	1.5600e-5	0.0040	0.0044	1.5600e-5	1.5600e-5	0.3028
		5	0	0.0047	0.0045	1.5600e-5	1.5600e-5	0.2706
	1.5	-3	1.5600e-5	7.0200e-4	4.8360e-4	4.6800e-4	1.5600e-5	0.0046
		0	1.5600e-5	5.4600e-4	5.1480e-4	1.5600e-5	1.4600e-5	1.056
		5	0	6.0840e-4	5.6160e-4	5.6160e-4	3.4320e-4	1.0460
Le biais relatif	0.1	-3	3.2047	0.7948	11.5626	0.7948	0.7948	0.8615
		0	2.3965	0.4699	4.1924	0.4699	0.4699	0.4753
		5	2.3580	0.37444	1.1820	0.3744	0.3744	0.3609
	0.5	-3	0.63285	0.21863	8.26206	0.23959	0.24176	0.22612
		0	0.3958	0.0894	3.0976	0.0894	0.0894	0.0833
		5	0.2995	0.04235	0.7581	0.04235	0.04235	0.0332
	1	-3	78.5430	2.4298	8.3040	1.8957	1.8752	0.4810
		0	0.6334	0.1477	3.0681	0.2062	0.2207	0.1424
		5	0.4117	0.0785	0.7630	0.0781	0.0779	0.0597
	1.5	-3	582.0228	2.7846e+3	6.4740	3.0239	3.0136	3.4008
		0	570.9656	2.5503e+4	4.2060	1.5816	1.5816	1.8610
		5	163.7830	86.2849	0.8693	0.3378	0.3373	1.3072

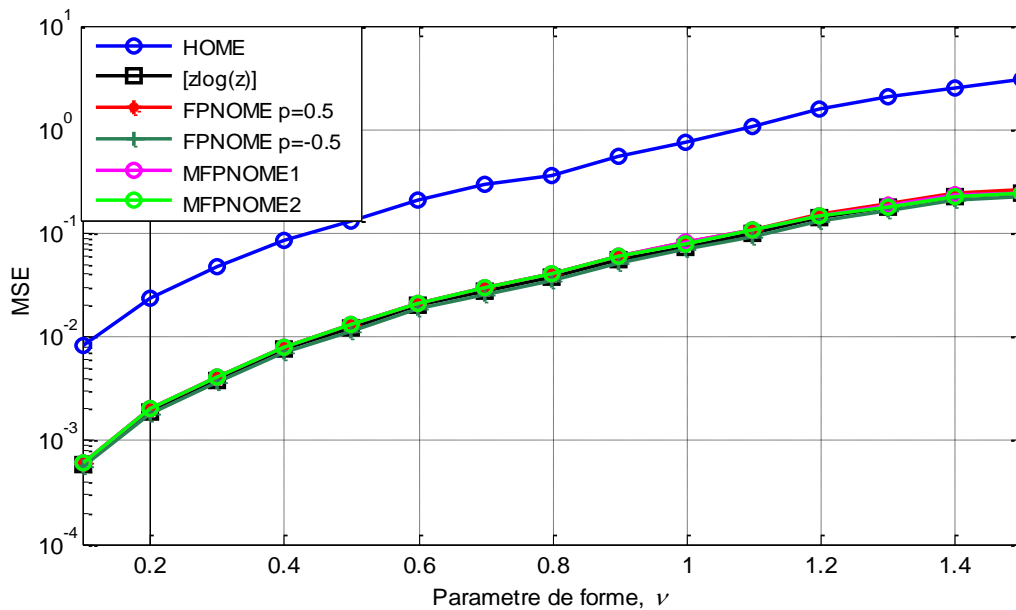
En examinant les résultats obtenus, on constate évidemment que les estimateurs proposés présentent une supériorité de la qualité d'estimation en termes des valeurs du MSE et du biais relatif. L'approche FPNOME ( $p = -0.5$ ) délivre aussi des résultats d'estimation un peu proche des estimateurs proposés. De plus, le temps d'exécution donné par la méthode numérique  $[z\log(z)]$  est très élevé par rapport aux autres temps obtenus par les méthodes

compactes d'estimation. En revanche, les méthodes *MFPOME1* et *MFPNOME2* s'avèrent les plus performants d'où ils offrent un très bon compromis entre la qualité d'estimation (précision) et le temps de calcul.

Pour  $N > 1$ , nous validons et comparons les performances des estimateurs proposés et les méthodes existantes. Cependant, en gardant les valeurs de  $\nu = 0.1 \dots 1.6$  et  $M = 1000$ . Dans cette expérience, on considère aussi les valeurs de  $CNR = 0\text{dB}$  et  $CNR = 5\text{dB}$ .



(a)



(b)

**Figure II.7** Comparaison des MSE du paramètre de forme estimé en utilisant les estimateurs HOME, FPNOME1 ( $p=0.1$ ), FPNOME2 ( $p=-0.1$ ), MFPNOME1, MFPNOME2 et  $[z \log(z)]$  (eq.II.18) pour  $M = 1000$ ,  $N = 5$  a)  $CNR=0\text{dB}$  b)  $CNR= 5\text{dB}$ .

Pour  $N=5$ , nous observons que les courbes des MSE trouvées par des méthodes proposées (MFPNOME1, MFPNOME2) et les méthodes existants  $[z\log(z)]$ , FPNOME ( $p=0.1$ ), FPNOME ( $p=-0.1$ ) sont confondues (Figure II.7). Les valeurs des MSE pour ces méthodes varie d'un taux de  $10^{-4}$  et augmente avec l'augmentation de  $\nu$ . On conclue que dans le cas de plusieurs impulsions, les performances des estimateurs existants  $[z\log(z)]$ , FPNOME ( $p=0.1$ ), FPNOME ( $p=-0.1$ ) et proposés sont identiques et possèdent des temps d'exécution acceptables.

## II.5 Conclusion

Nous avons exprimé dans ce chapitre le problème d'estimation des paramètres de la distribution  $K+B$ . Premièrement, nous avons commencé par donner un rappel théorique sur la distribution  $K+B$  avec une présentation de l'expression des moments d'ordre fractionnaire. Ensuite, nous avons présenté une étude théorique sur les procédures d'estimation existantes. Dans l'objectif d'améliorer la qualité d'estimation, des nouvelles procédures d'estimation des paramètres de la distribution  $K+B$  ont été expliquées utilisant la technique de seuillage. Enfin, nous avons comparé les performances d'estimation des techniques proposées devant les estimateurs existants utilisant les données simulées. D'après les résultats envisagés, nous pouvons citer les constatations suivantes :

- Les méthodes proposées sont en grosso modo les plus performantes.
- La consommation du temps de calcul est importante pour l'estimation avec une seule impulsion des paramètres  $K+B$  utilisant la méthode  $[z\log(z)]$ .
- En ce qui concerne les méthodes MFPNOME1 et MFPNOME2, les résultats d'estimation trouvés ont de bonnes qualité pour les cas de transmission d'une et de multi impulsions ( $N=1$  et  $N>1$ ).