

# Détection multi-utilisateurs robuste en présence d'IIS et de bruit impulsif

Bessem SAYADI, Sylvie MARCOS

Laboratoire des signaux et systèmes - CNRS/Supélec  
Plateau de Moulon, 91192 Gif sur Yvette, FRANCE  
{sayadi, marcos}@lss.supelec.fr

**Résumé** – Récemment, un détecteur basé sur un Réseau de Filtres de Kalman (RFK-EQMM) a été proposé [1] pour combattre l'interférence inter-utilisateurs et l'interférence inter-symboles dans les systèmes CDMA à séquence directe en estimant conjointement les symboles émis par les utilisateurs. Ce papier présente une structure originale basée sur le détecteur RFK et sur le test de Bayes pour la localisation des impulsions dans le signal reçu. Les résultats de simulations montrent les bonnes performances de cette structure qui sont proches de celles obtenues dans un cas de bruit gaussien avec un détecteur RFK-EQMM.

**Abstract** – A Network of Kalman Filters (NKF)-based detector has recently been proposed for multiple access interference (MAI) and inter-symbols interference (ISI) compensation in DS-CDMA systems [1]. This paper presents a new structure, based on the NKF detector and on a Bayes test for impulses localisation. The resulting structure performances show that this structure works efficiently in an " $\epsilon$ -contaminated" noise environment. Their BER curves are near the gaussian noise case detector performances.

## 1 Introduction

Le système d'Accès Multiple par Répartition des Codes souffre de deux phénomènes nuisibles : l'interférence entre symboles et l'interférence inter-utilisateurs. Dans cette optique, récemment, un détecteur basé sur un Réseau de Filtre de Kalman (RFK) a été proposé [1]. Il se base sur une représentation d'état du système AMRC où le vecteur d'observation  $\mathbf{r}(n)$  regroupe sur une durée symbole les sorties du système aux temps chips, et où le vecteur d'état  $\mathbf{d}(n)$  est constitué des symboles de tous les utilisateurs présents dans  $\mathbf{r}(n)$ . Par conséquent le filtre de Kalman peut être envisagé. Cependant, la majorité des travaux concernant cette dernière structure ignorent la caractère numérique du bruit d'état. Selon [2] le filtre de Kalman n'est plus optimal et les performances peuvent se détériorer en présence d'un bruit d'état non gaussien. Dans [1], la non Gaussienneté du bruit d'état dans le modèle est traitée par l'approximation de la densité de probabilité du bruit par une Somme Pondérée de Gaussiennes (SPG) [3]. Le détecteur obtenu est un détecteur centralisé sous contrainte d'alphabet, opérant symbole par symbole en minimisant un critère de type EQMM. Ces performances sont analysées dans [1][4].

Toutefois, il a été montré à travers des mesures expérimentales que le bruit ambiant présente des caractéristiques impulsives dans plusieurs canaux de communications type urbain, acoustique sous marine, etc...[5][6]. Le bruit impulsif détériore les performances des systèmes conventionnels basés sur l'hypothèse de gaussienneté du bruit d'observation [7] [8]. Dans ce papier, on présente un algorithme de détection pour un système AMRC opérant efficacement en présence de IIS, de MAI et de bruit impulsif.

L'algorithme proposé [4] se base sur l'approximation, introduite dans [1][3], de la densité de probabilité *a posteriori* du bruit d'état par une SPG et la connaissance de la densité de bruit d'observation qui peut s'écrire comme une somme de deux gaussiennes pondérées par la probabilité d'apparition du bruit impulsif ( $\epsilon$ ). Les paramètres de chaque filtre de Kalman sont ajustés en utilisant les paramètres d'un bruit (gaussien ou impulsif) et un terme gaussien dans l'approximation par SPG de la densité de probabilité *a posteriori* du bruit d'état. La structure tient compte de la non gaussienneté du bruit d'état et d'observa-

tion et améliore les performances par rapport au cas où on ignore le caractère impulsif du bruit d'observation. Toutefois, les performances en terme de TEB sont dépendantes de la puissance de la composante impulsive dans le bruit d'observation. C'est pour cela que des techniques de robustification ont été proposées dans la littérature qui se base sur l'approche de min-max de Huber [9] en essayant de minimiser la puissance de la composante impulsive par un écrêtage. Ici, nous proposons de rejeter totalement les échantillons corrompus par du bruit impulsif. Leur localisation se fait à l'aide d'un test de Bayes. En adaptant l'équation de transition au nombre des impulsions successives qui apparaissent dans le signal reçu, nous pouvons reconstruire les symboles des utilisateurs noyés dans un bruit impulsif. Ceci génère une augmentation du nombre des états d'une façon momentanée. L'algorithme proposé exploite la diversité introduite par l'IIS.

La section 2 présente le modèle d'état au rythme symbole ainsi que le modèle de bruit impulsif. La section 3 présente la procédure de localisation basée sur un test de Bayes. La section 4 récapitule et présente l'algorithme de détection. Enfin, la section 5 tire quelques conclusions.

## 2 Modèle du système et du bruit

Cette section revisite le modèle présenté dans [1][4] et présente le modèle impulsif du bruit d'observation retenu dans cette étude. Supposons  $K$  utilisateurs actifs dans le système AMRC. Chaque utilisateur émet des symboles i.i.d  $\{d(k)\}$  appartenant à un ensemble fini  $\Lambda = \{d_i, i = 1, \dots, Q\}$  où  $Q$  est le nombre de points dans la constellation.  $\mathbf{c}_k = [c_k(0), \dots, c_k(L-1)]^T$  désigne le code d'étalement de l'utilisateur  $k$ . Le facteur d'étalement est noté  $L$ . Le signal reçu échantillonné au rythme chip  $T_c$  peut être écrit sur  $[nT_c, (n+1)T_c[$  comme suit,

$$r(n) = \sum_{k=1}^K \sum_j \tilde{g}_k(n-jL)d_k(j) + w(k) + v(k) \quad (1)$$

avec  $\tilde{g}_k(p) = \sum_l h_k(l)c_k(p-l)$ , le résultat de la convolution entre la

séquence d'étalement  $\mathbf{c}_k$  et le canal noté  $h_k(n)$  échantillonné au rythme chip.

$w(k)$  est un bruit de densité de probabilité gaussienne de moyenne nulle et de variance  $\sigma_w^2$  et  $v(k)$  est la composante impulsive. Elle est modélisée comme dans [10] par :

$$v(k) = \gamma(k)g(k)$$

où  $\{\gamma(k)\}$  est un processus de Bernoulli générant une séquence de zéros et de uns avec la probabilité que  $p(\gamma = 1) = \epsilon$ , où  $\epsilon$  est la constante de contamination ou la probabilité d'apparition du bruit impulsif.  $g(k)$  est un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance  $\sigma_v^2$  telle que  $\sigma_w^2 \ll \sigma_v^2$ . Dans ce papier,  $\sigma_v^2 = \kappa\sigma_w^2$  avec  $\kappa \gg 1$ . Sous ce modèle, la densité de probabilité du bruit d'observation  $b(k) = w(k) + v(k)$  peut s'écrire comme suit

$$p(b(k)) = (1 - \epsilon)\mathcal{N}(0, \sigma_w^2) + \epsilon\mathcal{N}(0, (\kappa + 1)\sigma_w^2) \quad (2)$$

avec  $\mathcal{N}(m_x, \sigma_x^2)$  est une densité de probabilité gaussienne de moyenne  $m_x$  et de variance  $\sigma_x^2$ .  $\{b(k)\}$  est nommé une séquence de bruit "ε-contaminée". Ce modèle n'est qu'une approximation du modèle le plus fondamental : modèle de Middleton Class A [11].

En concaténant les chips sur une durée symbole nous pouvons écrire en utilisant l'équation (1),

$$\mathbf{r}(n) = \sum_p \mathbf{G}(p)\mathbf{x}(n-p) + \mathbf{b}(n) \quad (3)$$

$$\mathbf{r}(n) = [r(nL), \dots, r(nL + L - 1)]^T$$

$$\tilde{\mathbf{G}}(p) = [\mathbf{g}_1(p), \dots, \mathbf{g}_K(p)]$$

$$\mathbf{g}_i(p) = [\tilde{g}_i(pL), \dots, \tilde{g}_i(pL + L - 1)]^T, i = 1, \dots, K$$

$$\mathbf{x}(n) = [d_1(n), \dots, d_K(n)]^T$$

$$\mathbf{b}(n) = [b(nL), \dots, b(nL + L - 1)]^T$$

Notons par  $\tilde{k} = \lceil \frac{P+L-1}{L} \rceil$  le nombre des symboles qui interfèrent dans le canal de propagation où  $P$  est la longueur du canal. Nous avons

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{A}\mathbf{d}(n) + \mathbf{b}(n) \quad (4)$$

$$\mathbf{A} = [\tilde{\mathbf{G}}(0), \dots, \tilde{\mathbf{G}}(\tilde{k}-1)]$$

$$\mathbf{d}(n) = [\mathbf{x}(n)^T, \dots, \mathbf{x}(n - \tilde{k} + 1)^T]^T$$

L'équation (4) représente l'équation d'observation du modèle d'état du système multi-utilisateurs.  $\mathbf{d}(n)$  représente le vecteur d'état à estimer de dimension  $(\tilde{k}K \times 1)$ . L'équation de transition s'écrit comme suit,

$$\mathbf{d}(n+1) = \mathbf{F}\mathbf{d}(n) + \mathbf{G}\mathbf{x}(n+1) \quad (5)$$

$$\text{avec : } \mathbf{F} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \mathbf{I} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \cdots & \cdots & \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{pmatrix}_{\tilde{k}K \times \tilde{k}K} \quad \text{et } \mathbf{G} = \begin{pmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{0} \\ \vdots \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}_{\tilde{k}K \times K}$$

$\mathbf{0}$  est la matrice nulle de dimension  $(K \times K)$  et  $\mathbf{I}$  est la matrice identité de dimension  $(K \times K)$ . Les équations (4), (5), représentent la modélisation d'état du système AMRC. Nous remarquons que les bruits d'état et d'observation sont non gaussiens. L'application du filtrage de Kalman classique n'est plus optimal. Des versions robustes sont nécessaires. L'approche retenue dans ce papier est l'approche de Sorenson et Alspach qui repose sur l'approximation par une Somme Pondérée de Gaussiennes (SPG) des densités non gaussiennes. L'application de cette approximation en absence du bruit impulsif est à l'origine du détecteur RFK-EQMM. Dans le cadre du bruit impulsif, le lecteur peut se référer à l'article [4] où nous présentons l'adaptation

de l'approche pour un cadre non gaussien. Le détecteur généralisé obtenu tient compte de la non gaussianité du bruit d'observation et de l'état et présente des performances nettement meilleures à celles obtenues en ignorant la composante impulsive dans le bruit d'observation. Cependant, ces performances en terme de Taux d'Erreur Binaire (TEB) sont dépendantes de la puissance de la composante impulsive. C'est pour cette raison que la majorité des travaux se sont intéressés à l'approche de Huber [9] qui consiste à écrêter le signal reçu dans le but de diminuer la puissance de la composante impulsive.

### 3 Détecteur RFK-EQMM

Dans cette section, on revisite le détecteur par Réseau de Filtrage de Kalman fonctionnant en parallèle (RFK-EQMM) [1]. Il se base sur l'approximation de la densité de probabilité du bruit d'état non gaussien par une SPG. Dans [1], on montre que le résultat peut être formalisé en un RFK en parallèle régi par les équations suivantes :  $i$  étant le  $i$ ème filtre de Kalman.  $\mathbf{x}_i$  est une réalisation possible de  $\mathbf{x}$ . On note qu'on a  $Q^K$  possibilité où  $K$  est le nombre des utilisateurs et  $Q$  est le nombre de points dans la constellation.  $\mathbf{Q} = \delta\mathbf{I}_L$  avec  $\delta \ll 1$ .

Etape de prédiction
$\hat{\mathbf{d}}_i(k k-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{d}}_{EQMM}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{x}_i$ $\mathbf{e}_i(k k-1) = \mathbf{r}(k) - \mathbf{A}\hat{\mathbf{d}}_i(k k-1)$ $\hat{\mathbf{P}}_i(k k-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{P}}(k-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}$ $\mathbf{\Gamma}_i(k k-1) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{P}}_i(k k-1)\mathbf{A}^T + \sigma_w^2\mathbf{I}_L$
Etape de filtrage
$\mathbf{K}_i(k) = \hat{\mathbf{P}}_i(k k-1)\mathbf{A}^T/\mathbf{\Gamma}_i(k k-1)$ $\hat{\mathbf{P}}_i(k k) = (\mathbf{I}_{\tilde{k}K} - \mathbf{K}_i(k)\mathbf{A})\hat{\mathbf{P}}_i(k k-1)$ $\hat{\mathbf{d}}_i(k k) = \hat{\mathbf{d}}_i(k k-1) + \mathbf{K}_i(k)\mathbf{e}_i(k k-1)$
Estimation EQMM de l'état
$\beta_i(k) = \mathcal{N}(\mathbf{e}_i(k k-1), \mathbf{\Gamma}_i(k k-1))$ $\alpha_i(k) = \frac{\beta_i(k)}{\sum_{j=1}^{Q^K} \beta_j(k)}$ $\hat{\mathbf{d}}_{EQMM}(k) = \sum_{i=1}^{Q^K} \alpha_i(k)\hat{\mathbf{d}}_i(k k)$ $\hat{\mathbf{P}}(k) = \sum_{i=1}^{Q^K} \alpha_i(k)\{\hat{\mathbf{P}}_i(k k) + [\hat{\mathbf{d}}(k) - \hat{\mathbf{d}}_i(k k)][\hat{\mathbf{d}}(k) - \hat{\mathbf{d}}_i(k k)]^T\}$

TAB. 1 – Algorithme de RFK-EQMM [1]

### 4 Localisation des impulsions : test de Bayes

Nous adoptons ces deux hypothèses :  $H_1$  présence du bruit impulsif et  $H_0$  absence du bruit impulsif Soient  $p_0$  et  $p_1$  les probabilités *a priori* associées à  $H_0$  et à  $H_1$  (i.e.,  $p_0 + p_1 = 1$ ). Le choix entre ces deux hypothèses conduit aux quatre situations suivantes : (i) choix de  $H_0$  alors que  $H_0$  est vraie, (ii) choix de  $H_1$  alors que  $H_1$  est vraie, (iii) choix de  $H_0$  alors que  $H_1$  est vraie, (iv) choix de  $H_1$  alors que  $H_0$  est vraie.

Le critère de décision établit une stratégie permettant de réduire le risque d'une décision incorrecte. Ceci peut être interprété comme étant une règle qui divise l'espace en deux régions  $\Sigma_0$  et  $\Sigma_1$ . Selon que l'observation est un élément de  $\Sigma_0$  ou de  $\Sigma_1$ , la décision prise est d'accepter l'hypothèse  $H_0$  ou l'hypothèse  $H_1$ . Pour mettre en évidence l'importance relative accordée à chacune des quatre situations qui peuvent découler du choix entre les deux hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ , on introduit des

coefficients de pondération. Ces coefficients sont appelés ‘‘coefficients de coût’’, dénotés usuellement  $C_{i,j}$  où le premier indice ( $i$ ) représente l’hypothèse correcte et le second ( $j$ ) représente la décision. En revanche, le coût dépend de l’action prise après chaque décision et des conséquences de cette action. Souvent, le coût d’une décision erronée est supposé supérieur à celui d’une décision correcte :  $C_{01} > C_{11}$  et  $C_{10} > C_{00}$ .

Fréquemment, on fait le choix que  $C_{00} = C_{11} = 0$  ce qui revient à dire que la bonne décision ne coûte rien. En moyennant, le risque moyen s’écrit,

$$\bar{C} = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} p(H_j, H_i) = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} p(H_j | H_i) p_i$$

En supposant que les probabilités *a priori*  $p_0 = 1 - p$  et  $p_1 = p$  avec  $p$  la probabilité d’apparition du bruit impulsif, et les coûts associés à chaque événement sont supposés connus, le but du critère de Bayes est de minimiser le risque moyen  $\bar{C}$ . Ceci revient aussi à chercher les régions  $\Sigma_0$  et  $\Sigma_1$  qui minimisent le risque  $\bar{C}$ . En réécrivant le risque moyen en fonction des probabilités *a priori* et des vraisemblances, nous aboutissons à la règle de décision qui résulte du critère de Bayes

$$\Upsilon(\mathbf{r}) = \frac{P_{R|H_1}(\mathbf{r}|H_1)}{P_{R|H_0}(\mathbf{r}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{p_0(C_{01} - C_{00})}{p_1(C_{10} - C_{11})}$$

Le rapport  $\Upsilon(\mathbf{r})$  est appelé le rapport de vraisemblance.

**Remarque 1** Dans certaines situations, les probabilités *a priori*  $p_0$  et  $p_1$  ne sont pas connues et il est difficile d’attribuer des valeurs réalistes aux coefficients de risque  $C_{i,j}$ . Ceci est particulièrement vrai dans des problèmes de détection de signaux radar, où il est très difficile d’évaluer *a priori* le coût de la non détection d’une cible. Face à un tel problème, on opte plutôt pour le critère le min-max ou le critère de type Neyman Pearson [12].

Un détecteur de type RFK-EQMM (voir [4]) estime les symboles des utilisateurs jusqu’à l’instant  $k-1$ . Nous étudions maintenant comment on peut détecter une impulsion dans  $\mathbf{r}(k)$ . En exploitant l’équation de prédiction [4], nous pouvons écrire

$$\tilde{\mathbf{r}}(k) = (\mathbf{r}(k), \mathbf{x}(k)) = \mathbf{A}\mathbf{d}_i(k|k-1) + \mathbf{b}(k)$$

avec  $\mathbf{d}_i(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{d}_i(k-1|k-1) + \mathbf{G}\mathbf{x}(k)$

En fait, nous rappelons que le détecteur RFK-EQMM est un réseau de filtres de Kalman fonctionnant en parallèle. Chaque filtre de Kalman opère sur l’hypothèse que  $\mathbf{x}(k)$  a été transmis. Ainsi,

$$P(\tilde{\mathbf{r}}|H_0, \mathbf{x}(k) \in \Lambda^K) \propto \mathcal{N}(\mathbf{A}\mathbf{d}_i(k|k-1), \mathbf{A}\mathbf{P}_i(k|k-1)\mathbf{A}^T + \sigma_w^2 \mathbf{I}_L)$$

$$P(\tilde{\mathbf{r}}|H_1, \mathbf{x}(k) \in \Lambda^K) \propto \mathcal{N}(\mathbf{A}\mathbf{d}_i(k|k-1), \mathbf{A}\mathbf{P}_i(k|k-1)\mathbf{A}^T + \kappa\sigma_w^2 \mathbf{I}_L)$$

En intégrant sur  $\mathbf{x}(k)$ , et en supposant que les symboles sont i.i.d et équiprobables, le rapport de vraisemblance s’établit ainsi,

$$\Upsilon(\mathbf{r}) = \frac{\sum_{i=1}^{Q^K} \mathcal{N}(\mathbf{A}\mathbf{d}_i(k|k-1), \mathbf{A}\mathbf{P}_i(k|k-1)\mathbf{A}^T + \kappa\sigma_w^2 \mathbf{I}_L)}{\sum_{i=1}^{Q^K} \mathcal{N}(\mathbf{A}\mathbf{d}_i(k|k-1), \mathbf{A}\mathbf{P}_i(k|k-1)\mathbf{A}^T + \sigma_w^2 \mathbf{I}_L)}$$

Il s’agit d’un test de Bayes où on détecte s’il y a présence ou non d’une impulsion en moyenne sur toutes les possibilités.

## 5 Algorithme de détection

L’organigramme de l’algorithme est schématisé sur la figure 1 en supposant qu’il n’y pas deux impulsions qui se suivent,

Supposons qu’à l’instant  $k-1$  on détecte la présence d’une impulsion. L’échantillon  $\mathbf{r}(k-1)$  est rejeté. L’estimation du sous vecteur  $\mathbf{x}(k-\tilde{k})$ <sup>1</sup> se fait en exploitant la même composante qui existe dans le dernier vecteur d’état estimé,  $\mathbf{d}(k-2|k-2)$ , en supposant que l’estimation est consistante. Supposons, maintenant, que l’échantillon reçu à l’instant d’après, i.e.  $\mathbf{r}(k)$ , n’est pas affecté par de bruit impulsif (puisqu’on suppose qu’il n’y a pas deux impulsions qui se suivent entre deux fenêtres symboles, mais plusieurs impulsions peuvent se réaliser dans la même fenêtre symbole). L’estimation du vecteur d’état,  $\mathbf{d}(k|k)$ , se fait en utilisant, d’une part, l’estimée à l’instant  $(k-2)$  et d’autres part une équation de transition à deux pas qui n’est autre que la généralisation de l’équation (5). Nous obtenons, ainsi, un RFK fonctionnant sur deux fois plus d’hypothèses. Une estimée est obtenue en combinant les sorties convexes de chaque filtre de Kalman au sens EQMM. L’algorithme reprend sa représentation initiale à un pas à la suite de cette détection. L’algorithme peut être généralisé à plusieurs impulsions successives, qui est un cas très rare, en introduisant une équation de transition à 3 ou 4, ... pas.

Nous remarquons, que l’algorithme de détection repose sur la structure Kalmanienne du problème et exploite la diversité introduite par le canal de propagation. Dans le cas d’un canal gaussien sans multi-trajets, cet algorithme n’arrive pas à extraire l’information utile du signal impulsif.

## 6 Résultats de simulations

Pour mettre en évidence l’intérêt de l’algorithme. Nous avons pris un système AMRC à 3 utilisateurs. Le facteur d’étalement est de 7. La transmission se fait d’une façon synchrone sur un canal à multi-trajets. Une modulation type BPSK est employée ( $Q = 2$ ). Le canal choisi à 9 trajets. Les coefficients suivent une loi de Rayleigh. Le paramètre de  $\kappa$  est choisi égal à 200, 2000 et 5000. La probabilité d’apparition de bruit est de  $1.10^{-2}$ . Le rapport des coûts  $\frac{C_{01}}{C_{10}}$  est choisi égal à 10. Le retard d’estimation est égal à 2 symboles.

La figure 2 compare les performances du détecteur RFK-EQMM lors de l’absence de bruit impulsif, les performances de l’algorithme, exposé dans ce papier, lors de la présence de bruit impulsif en connaissant les instants exacts d’apparition des impulsions et en employant le test de Bayes. Nous remarquons que les performances obtenues en connaissant les instants d’apparition des impulsions sont proches de celles du RFK-EQMM gaussien. La perte légère constatée lorsque nous employons le test de Bayes est due au fait que la probabilité de non détection augmente lorsque le Rapport Signal à Bruit augmente. Nous constatons, aussi, que l’algorithme proposé fonctionne de la même façon que lorsque la valeur de  $\kappa$  change.

## 7 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté un algorithme efficace et robuste pour la détection multi-utilisateurs en présence de bruit impulsif. L’idée se base sur l’application du test de Bayes pour la localisation des impulsions dans le signal reçu et sur l’exploitation de la structure Kalmanienne du problème. En effet, grâce à l’équation de transition, qui peut être à un ou plusieurs pas, nous avons pu éliminer les échantillons corrompus par du bruit impulsif et estimer les symboles des utilisateurs. Les simulations ont montré le grand intérêt de la structure.

## Références

- [1] B. Sayadi and S. Marcos, ‘‘A network of kalman filters based detector for joint MAI and ISI suppression in asynchronous DS-’’

<sup>1</sup>L’estimation est faite en employant un retard d’estimation égale à  $\tilde{k} - 1$ .

CDMA systems,” *IEEE Seventh International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications*, vol. 2, pp. 511–515, 2002.

- [2] G. Chen, *Approximate Kalman Filtering*, World scientific, 1993.
- [3] D.L. Alspach and H.W. Sorenson, “Non linear bayesian estimation using gaussian sum approximations,” *IEEE Trans.on Automatic control*, vol. 17, aout 1972.
- [4] B. Sayadi and S. Marcos, “A new multiuser detector for ds-cdma system in time selective fading channels with impulsive noise,” *SPAWC Conference, ROME, juin, 2003*.
- [5] Rappaport.T.S. Blackard. K.L and Bostian.C.W., “Measurements and models of radio frequency impulsive noise for indoor wireless communications,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 11 Issue : 7, pp. 991–1001, 1993.
- [6] Kriztman.D.M. Blankenship.T.K. and Rappaport.T.S., “Measurements and simulation of radio frequency impulsive noise in hospitals and clinics,” *IEEE 47th Vehicular Technology Conference*, vol. 3, pp. 1942–1946, 1997.
- [7] Ho-Chi Hwang and Che-Ho Wei, “Performance of linear detectors for DS/CDMA in impulsive noise channel,” *Seventh IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, vol. vol.2, pp. 560–564, 1996.
- [8] A.M. Zoubir and A.T. Lane-Glover, “Multiuser detection in impulsive noise,” *Proceedings of the 11th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing*, pp. 102–105, 2001.
- [9] X. Wang and H.V. Poor, “Robust multiuser detection in non-gaussian channels,” *IEEE trans. on signal processing*, vol. 47, n2, pp. 289–305, 1999.
- [10] M. Ghosh, “Analysis of the effect of impulsive noise on multicarrier and single carrier QAM systems,” *IEEE Trans. on Com.*, vol. 44, 1996.
- [11] D. Middleton, “Non-gaussian noise models in signal processing for telecommunications : New methods and results for class a and class b noise models,” *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 45, N4, pp. 1129–1149, 1999.
- [12] Harry L. Van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory*, John Wiley and Sons, 1968.

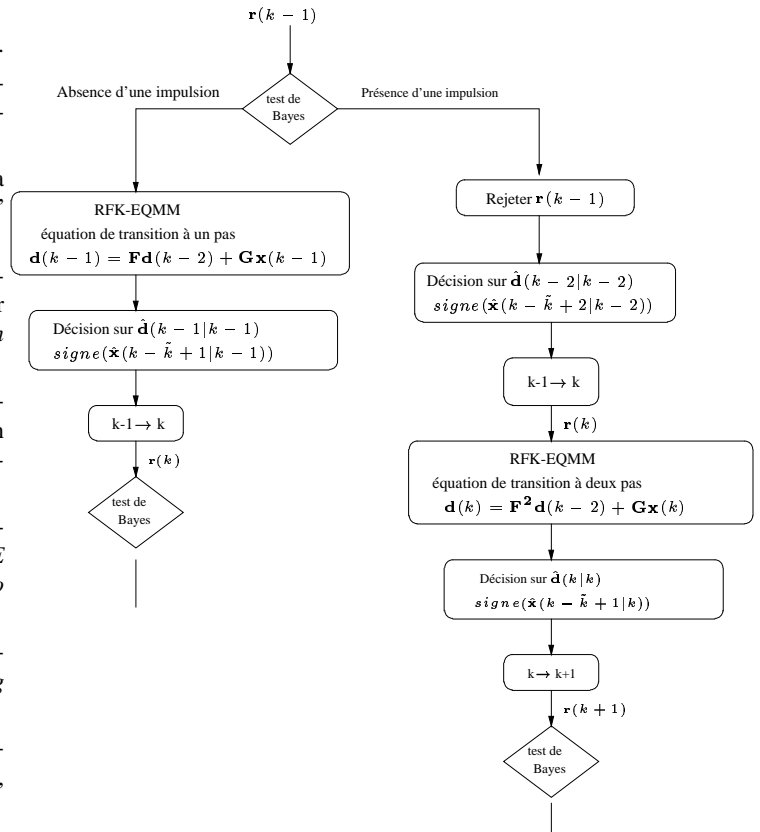


FIG. 1 – Organigramme de l’algorithme proposé

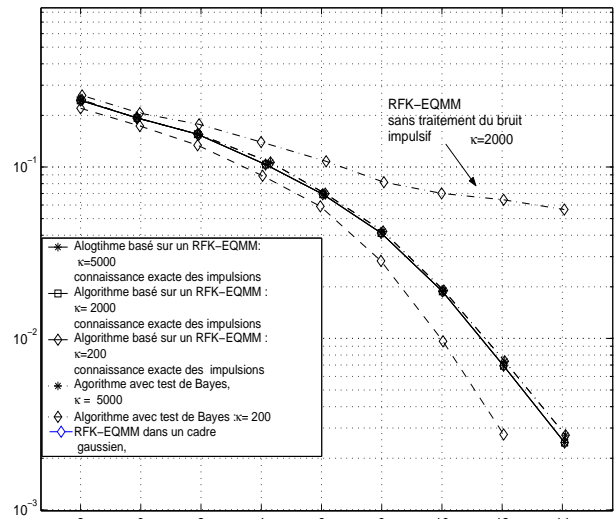


FIG. 2 – Performances de l’algorithme proposé basé sur un RFK-EQMM [1] dans un environnement impulsif, avec  $\kappa = 5000$ ,  $\kappa = 2000$  et  $\kappa = 200$ ,  $\epsilon = 10^{-2}$