Dix-septième colloque GRETSI, Vannes, 13-17 septembre 1999

# Annulation Adaptatives d'Interférences pour le système d'accès multiples à spectre étalé avec Antennes Multiples

Ammar CHKEIF, Karim ABED-MERAIM, Ghassan KAWAS KALEH

ENST/TSI
46 rue Barrault 75634, Paris Cedex 13 France
chkeif@tsi.enst.fr, abed@tsi.enst.fr
kaleh@tsi.enst.fr

**Résumé** – La contribution principale de cet article est la combinaison d'un détecteur adaptatif EQMM basé sur l'estimation sous-espace avec un annulateur d'interférence. Les détecteurs proposés emploient la diversité spatiale des antennes pour réduire la corrélation entre les signaux des utilisateurs et améliorer ainsi l'estimation de l'interférence. Dans cet article, nous utilisons l'algorithme OPAST (*orthogonal projection approximation subspace tracking*) pour estimer d'une manière adaptative les détecteurs proposés et les signatures spatiales. Les taux d'erreurs obtenus sont nettement améliorés par rapport à ceux donnés par un détecteur adaptatif linéaire minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM).

**Abstract** – In this paper we combine the adaptive minimum-mean-square error (MMSE) detector, which employs antenna array, with interference canceller. The proposed detectors are based on the signal subspace estimation. Moreover, we use the orthogonal projection approximation subspace tracking (OPAST) to adaptively estimate the proposed detectors and the spatial signatures. Compared with the MMSE detector, the proposed detectors offer a superior performance in term of the BER.

## 1 Introduction

Le système d'accès multiples à spectre étalé (AMSE) est limité par le nombre d'utilisateurs qui peuvent communiquer simultanément sur le canal. Cette limitation est due à la domination de l'interférence entre utilisateurs (IEU) sur le bruit additif. Beaucoup de recherches récentes ont été orientées vers le développement de détecteurs à faible complexité qui sont pertinents contre l'IEU [1, 2, 3]. Une classe de récepteurs efficaces est celle des annulateurs d'interférence (AI). Il existe deux variantes des AI, à savoir, l'AI séquentiel (AIS) [1] et l'AI parallèle (AIP) [2].

Dans [3, 4] des détecteurs adaptatifs aveugles qui nécessitent seulement la connaissance de la signature de l'utilisateur désiré ont été proposés. Les antennes multiples et le traitement adaptatif sont un moyen prometteur pour améliorer la performance du système AMSE [3]. Dans cet article, notre tâche principale est de combiner le détecteur EQMM adaptatif [4] avec l'AIS ou avec l'AIP. Les détecteurs proposés emploient la diversité spatiale des antennes pour réduire la corrélation entre les utilisateurs.

__Notation:__ Dans cet article nous utilisons $^\dagger$, $^*$, $^T$, et $\otimes$ pour dénoter conjugué transpose, conjugué, transpose, et le produit de Kronecker, respectivement. $\mathbf{I}_P$ est une matrice d'identité de dimensions $P \times P$. $\Re(x)$ dénote la partie réelle de $x$.

## 2 Modèle du Canal

On considère un canal d'AMSE partagé simultanément par $K$ utilisateurs. Chaque bit du $k^{ième}$ utilisateur est étalé par une séquence $s_k(t)$ de durée $T_b$, où $T_b$ est le temps du symbole. Nous supposons que l'énergie de $s_k(t)$ est normalisée à 1. Le récepteur utilise un réseau d'antennes omni-directionelle de $P$ éléments. Pour un modèle bande-étroite le signal reçu par le $p^{ième}$ capteur s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{r}^p(i) \quad = \quad \sum_{k=1}^{K} \mathcal{E}_k b_k(i) \mathbf{s}_k g_k^p \; + \; \mathbf{n}^p(i), \qquad (1)$$

où $\mathcal{E}_k$ est l'amplitude du $k^{ième}$ utilisateur, $\{b_k(i) \in \{\pm 1\};\ i = 0, 1, \ldots, I\}$ dénote la suite de symboles, $g_k^p$ dénote la réponse du $p^{ième}$ capteur au signal de l'utilisateur $k$, et

$$\mathbf{s}_k \quad = \quad \frac{1}{\sqrt{N}}[c_k(0), \ldots, c_k(N-1)]^T, \qquad (2)$$

où $\{c_k(n), 0 \leq n < N\}$ sont les chips qui prennent valeur dans $\{\pm 1\}$. En utilisant (1), la sortie du réseau d'antennes peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{r}(i) = [\mathbf{r}^{1^T}(i) \; \ldots \; \mathbf{r}^{P^T}(i)]^T = \sum_{k=1}^{K} \mathcal{E}_k b_k(i) \tilde{\mathbf{s}}_k \; + \; \mathbf{n}(i), \quad (3)$$

où $\tilde{\mathbf{s}}_k = \mathbf{g}_k \otimes \mathbf{s}_k$ et $\mathbf{g}_k = [g_k^1, \ldots, g_k^P]^T$ présente la réponse des antennes à l'utilisateur $k$ (signature spatiale). Dans (3) le vecteur $\mathbf{n}(i) = [\mathbf{n}^{1^T}(i), \; \ldots, \; \mathbf{n}^{P^T}(i)]^T$ est un bruit blanc (spatiallement et temporellement), indépendant des signaux transmis, gaussien, centré et de variance $E[\mathbf{n}(i)\mathbf{n}^\dagger(j)] = \sigma^2 \mathbf{I}_{PN} \delta(i-j)$. Sans perte de généralité, nous supposons que les signatures spatiales sont normalisées, c-à-d, $\mathbf{g}_k^\dagger \mathbf{g}_k = 1$, et que les signatures temporelles des $K$ utilisateurs sont linéairement indépendants, c-à-d, $rang(\mathbf{S} \triangleq [\mathbf{s}_1 \mathbf{s}_2 \ldots \mathbf{s}_K]) = K$.

# 3 Détecteur EQMM aveugle

Le détecteur EQMM minimise l'EQM, définie par $\mathrm{MSE}(\tilde{\mathbf{m}}_k) \triangleq E\left\{|\mathcal{E}_k b_k - \tilde{\mathbf{m}}_k^\dagger \mathbf{r}|^2\right\}$, sous la contrainte $\tilde{\mathbf{m}}_k^\dagger \tilde{\mathbf{s}}_k = 1$. Ce détecteur s'exprime en fonction des paramètres sous-espace sous la forme suivante :

$$\tilde{\mathbf{m}}_k = \frac{1}{\tilde{\mathbf{s}}_k^\dagger \tilde{\mathbf{U}}_s \tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_s^{-1} \tilde{\mathbf{U}}_s^\dagger \tilde{\mathbf{s}}_k} \tilde{\mathbf{U}}_s \tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_s^{-1} \tilde{\mathbf{U}}_s^\dagger \tilde{\mathbf{s}}_k, \quad (4)$$

où $\tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_s$ et $\tilde{\mathbf{U}}_s$ sont obtenus par la décomposition propre de la matrice d'autocorrelation du signal reçu $\mathbf{r}$. Cette décomposition s'écrit sous la forme :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{C}} &\triangleq E[\mathbf{r}\mathbf{r}^\dagger] = \tilde{\mathbf{S}}\mathbf{E}\tilde{\mathbf{S}}^\dagger + \sigma^2 \mathbf{I}_{PN} = \tilde{\mathbf{U}}\tilde{\boldsymbol{\Lambda}}\tilde{\mathbf{U}}^\dagger \quad (5) \\ &= [\tilde{\mathbf{U}}_s \quad \tilde{\mathbf{U}}_n] \begin{bmatrix} \tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_s & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_s^\dagger \\ \tilde{\mathbf{U}}_n^\dagger \end{bmatrix}, \quad (6) \end{aligned}$$

où $\tilde{\mathbf{S}} \triangleq [\tilde{\mathbf{s}}_1 \tilde{\mathbf{s}}_2 \dots \tilde{\mathbf{s}}_K]$, $\mathbf{E} \triangleq \mathrm{diag}(\mathcal{E}_1^2, \dots, \mathcal{E}_K^2)$, la matrice diagonale $\tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_s$ contient les $K$ plus grandes valeurs propres dans l'ordre décroissant, $\tilde{\mathbf{U}}_s$ contient les vecteurs propres correspondants ; $\tilde{\boldsymbol{\Lambda}}_n = \sigma^2 \mathbf{I}_{PN-K}$, et $\tilde{\mathbf{U}}_n$ contient les $(PN - K)$ vecteurs propres qui correspondent à la valeur propre $\sigma^2$. Les symboles de l'utilisateur $k$ sont estimés à l'aide de la formule suivante :

$$\hat{b}_k(i) = \mathrm{sgn}\left(\Re\left(\tilde{\mathbf{m}}_k^\dagger \mathbf{r}(i)\right)\right). \quad (7)$$

**Estimation de $\tilde{\mathbf{s}}_k$ :** Pour estimer la signature spatiale on utilise l'orthogonalité entre le sous-espace signal et celui du bruit. Autrement dit, cette estimation est achevée en utilisant la procédure suivante :

- Estimation de la matrice $\tilde{\mathbf{U}}_s$ en utilisant (6).
- Estimation de $\mathbf{g}_k$ en maximisant[1] $\|\tilde{\mathbf{U}}_s^\dagger(\mathbf{g}_k \otimes \mathbf{s}_k)\|^2 = \mathbf{g}_k^\dagger \mathbf{Q}_k \mathbf{g}_k$, où $\mathbf{Q}_k = \left(\mathbf{I}_P \otimes \mathbf{s}_k^\dagger\right) \tilde{\mathbf{U}}_s \tilde{\mathbf{U}}_s^\dagger \left(\mathbf{I}_P \otimes \mathbf{s}_k\right)$.

**Mise en place Adaptative :** L'algorithme OPAST [5] est utilisé pour estimer le sous-espace signal d'une manière adaptative. Notons que la complicité de l'algorithme OPAST est $4NPK + O(K^2)$. Cette mise en place adaptative est donnée dans le tableau 1, où $\mathbf{W}(i)$ représente l'estimé du sous-espace principal à l'instant $i$.

D'autre par cet algorithme est également utilisé pour estimer la signature spatiale. En effet, $\mathbf{g}_k$ est le vecteur propre principal de la matrice $\mathbf{Q}_k$. En utilisant la mise à jour de $\mathbf{W}(i)$, on obtient l'algorithme du tableau 2.

Étant donnée l'estimation de sous-espace et la signature spatial, le filtre (4) peut s'écrire sous la forme [4]

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{m}}_k(i+1) = & \frac{1}{\varrho(i+1)} \mathbf{W}(i+1) \left[\mathbf{W}^\dagger(i+1)\tilde{\mathbf{C}}(i+1)\times\right. \\ & \left.\mathbf{W}(i+1)\right]^{-1} \mathbf{W}(i+1)^\dagger \hat{\mathbf{s}}_k(i+1), \quad (8) \end{aligned}$$

où

$$\begin{aligned} \varrho(i+1) = & \hat{\mathbf{s}}_k^\dagger(i+1)\mathbf{W}(i+1) \left[\mathbf{W}^\dagger(i+1)\tilde{\mathbf{C}}(i+1)\times\right. \\ & \left.\mathbf{W}(i+1)\right]^{-1} \mathbf{W}(i+1)^\dagger \hat{\mathbf{s}}_k(i+1), \quad (9) \\ \hat{\mathbf{s}}_k(i+1) = & \mathbf{g}_k(i+1) \otimes \mathbf{s}_k. \quad (10) \end{aligned}$$

[1] Notons que la maximisation de $\|\tilde{\mathbf{U}}_s^\dagger(\mathbf{g}_k \otimes \mathbf{s}_k)\|^2$ est équivalente à la minimisation de $\|\tilde{\mathbf{U}}_n^\dagger(\mathbf{g}_k \otimes \mathbf{s}_k)\|^2$, grâce à (2) et $\|\mathbf{g}_k\| = 1$.

Enfin, en utilisant l'approximation $\mathbf{W}^\dagger(i+1)\tilde{\mathbf{C}}(i+1)\mathbf{W}(i+1) \approx \mathbf{W}^\dagger(i)\tilde{\mathbf{C}}(i+1)\mathbf{W}(i)$ et l'égalité $\mathbf{Z}(i+1) = (\mathbf{W}^\dagger(i)\tilde{\mathbf{C}}(i+1)\mathbf{W}(i))^{-1}$, (8) peut être approximée par

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{m}}_k(i+1) \approx & \left[\mathbf{W}(i+1)\mathbf{Z}(i+1)\mathbf{W}(i+1)^\dagger \hat{\mathbf{s}}_k(i+1)\right] / \\ & \left[\hat{\mathbf{s}}_k^\dagger(i+1)\mathbf{W}(i+1)\mathbf{Z}(i+1)\mathbf{W}(i+1)^\dagger \hat{\mathbf{s}}_k(i+1)\right] \quad (11) \end{aligned}$$

Cette dernière, est calculée en $(2KNP + K^2)$ flops.

# 4 EQMM-AIS

L'idée ici est de détecter les utilisateurs l'un après l'autre d'une façon itérative (voir Figure 1). À chaque itération une estimation des signaux des utilisateurs déjà détectés est soustraite du signal reçu. La stratégie est de supposer que cette estimation est correcte ce qui permet de diminuer la dimension du sous-espace signal à chaque itération. Pour cela, on suppose que les utilisateurs sont

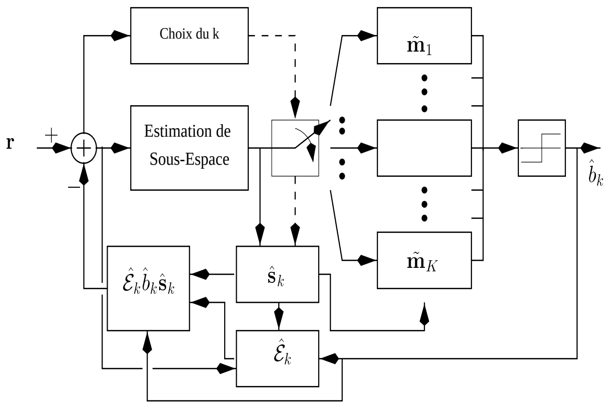


FIG. 1: EQMM-AIS, avec décision ferme.

ordonnés selon la croissance de leurs amplitudes, et on commence par l'utilisateur de plus forte amplitude. Dès lors, à l'étape $k$, $(k > 1)$, nous utilisons la nouvelle observation $\mathbf{r}_{K-k}(i)$, définie ci-dessous, pour estimer le sous-espace signal $\mathbf{W}_{K-k}(i)$ de dimension $(K - k)$ (tableau 1) et la signature spatiale $\mathbf{g}_{K-k}$ (tableau 2) ; et ainsi estimer le EQMM à cette itération $\tilde{\mathbf{m}}_{K-k}$ selon (11). Par conséquent, les symboles de l'utilisateur $(K - k)$ peuvent être détectés en utilisant la formule suivante :

$$\hat{b}_{K-k}(i) = \mathrm{sgn}\left(\Re\left(\tilde{\mathbf{m}}_{K-k}^\dagger \mathbf{r}_{K-k}(i)\right)\right). \quad (12)$$

La nouvelle observation $\mathbf{r}_{K-k}(i)$ est donnée par

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{K-k}(i) &= \mathbf{r}(i) - \sum_{j=0}^{k-1} \hat{\mathcal{E}}_{K-j}(i)\hat{b}_{K-j}(i)\hat{\mathbf{s}}_{K-j}(i) \quad (13) \\ &= \mathbf{r}_{K-k+1}(i) \\ &\quad - \hat{\mathcal{E}}_{K-k+1}(i)\hat{b}_{K-k+1}(i)\hat{\mathbf{s}}_{K-k+1}(i), \quad (14) \end{aligned}$$

où $\mathbf{r}_K(i) = \mathbf{r}(i)$, et $\hat{\mathcal{E}}_k(i)$ est une estimation de l'amplitude $\mathcal{E}_k(i)$ à l'instant $i$. Pour obtenir cette estimation, on utilise

TAB. 1: Estimation et poursuite de sous-espaces.

| | |
|---|---|
| $\mathbf{W}(i+1)$ | $= \mathbf{W}(i) + \mathbf{p}'(i+1)\mathbf{q}^\dagger(i+1)$ |
| $\mathbf{q}(i+1)$ | $= \frac{1}{\alpha}\mathbf{Z}(i)\mathbf{y}(i+1)$ |
| $\mathbf{y}(i+1)$ | $= \mathbf{W}^\dagger(i)\mathbf{r}(i+1)$ |
| $\gamma(i+1)$ | $= \frac{1}{1+\mathbf{y}^\dagger(i+1)\mathbf{q}(i+1)}$ |
| $\mathbf{p}(i+1)$ | $= \gamma(i+1)(\mathbf{r}(i+1) - \mathbf{W}(i)\mathbf{y}(i+1))$ |
| $\tau(i+1)$ | $= \frac{1}{\\|\mathbf{q}(i+1)\\|^2}(\frac{1}{\sqrt{1+\\|\mathbf{p}(i+1)\\|^2\\|\mathbf{q}(i+1)\\|^2}} - 1)$ |
| $\mathbf{p}'(i+1)$ | $= \tau(i+1)\mathbf{W}(i)\mathbf{q}(i+1) + (1+\tau(i+1)\\|\mathbf{q}(i+1)\\|^2)\mathbf{p}(i+1)$ |
| $\mathbf{Z}(i+1)$ | $= \frac{1}{\alpha}\mathbf{Z}(i) - \gamma(i+1)\mathbf{q}(i+1)\mathbf{q}^\dagger(i+1)$ |

TAB. 2: Estimation de $\mathbf{g}_k$. avec $\mathbf{a} = (\mathbf{I}_P \otimes \mathbf{s}_k^\dagger)\mathbf{p}'(i+1)$ , $\mathbf{b} = (\mathbf{I}_P \otimes \mathbf{s}_k^\dagger)\mathbf{W}(i)\mathbf{q}(i+1)$ , et $\gamma = \|\mathbf{q}(i+1)\|^2$.

| | |
|---|---|
| $\tilde{\mathbf{g}}_k(i+1)$ | $= \mathbf{Q}_k(i)\mathbf{g}_k(i) + (\mathbf{a}\mathbf{b}^\dagger + (\mathbf{b}+\gamma\mathbf{a})\mathbf{a}^\dagger)\mathbf{g}_k(i)$ |
| $\beta(i+1)$ | $= \\|\tilde{\mathbf{g}}_k(i+1)\\|$ |
| $\mathbf{g}_k(i+1)$ | $= \tilde{\mathbf{g}}_k(i+1)/\beta(i+1)$ |
| $\mathbf{Q}_k(i+1)$ | $= (\mathbf{I}_P \otimes \mathbf{s}_k^\dagger)\mathbf{W}(i+1)\mathbf{W}(i+1)^\dagger(\mathbf{I}_P \otimes \mathbf{s}_k) = \mathbf{Q}_k(i) + \mathbf{a}\mathbf{b}^\dagger + (\mathbf{b}+\gamma\mathbf{a})\mathbf{a}^\dagger$ |

la procédure suivante :

$$\begin{aligned}\hat{\mathcal{E}}_{K-k}(i) &= \frac{1}{i}\sum_{j=1}^{i}\beta^{i-j}\Re\left(\hat{b}_{K-k}(j)\hat{\mathbf{s}}_{K-k}^\dagger(j)\mathbf{r}_{K-k}(j)\right)\\ &= \beta\frac{i-1}{i}\hat{\mathcal{E}}_{K-k}(i-1)\\ &\quad+\frac{1}{i}\Re\left(\hat{b}_{K-k}(i)\hat{\mathbf{s}}_{K-k}^\dagger(i)\mathbf{r}_{K-k}(i)\right), \qquad (15)\end{aligned}$$

où $\beta$ est un facteur d'oubli qui prend ses valeurs dans l'interval $(0,1]$. Pour obtenir (15) on minimise l'EQM $E\|\mathbf{r}_{K-k} - \mathcal{E}_{K-k}b_{K-k}\tilde{\mathbf{s}}_{K-k}\|^2$, qui mène à $\hat{\mathcal{E}}_{K-k} = E\left[\Re\left(b_{K-k}\tilde{\mathbf{s}}_{K-k}^\dagger\mathbf{r}_{K-k}\right)\right]$. Ce dernier peut être estimé itérativement selon (15) en remplaçant $b_{K-k}$ et $\tilde{\mathbf{s}}_{K-k}$ par leurs estimations respectives.

Ce schéma est motivé par l'équivalence entre l'EQMM avec retour de décisions basé sur la factorisation de Cholesky de la matrice $\tilde{\mathbf{S}}^\dagger\tilde{\mathbf{S}}+\sigma^2\mathbf{E}^{-1}$ [6] et le détecteur présenté dans la Figure 2. La $k^{ième}$ composante du vecteur $\mathbf{y}$, dans la Figure 2, est donnée par $y_k = \tilde{\mathbf{s}}_k^\dagger\mathbf{r}$. La preuve de cette équivalence est omise dans cet article à cause du manque de place. En fait, cette équivalence implique que l'EQMM-AIS a les même propriétés que l'EQMM avec retour de décisions basé sur la factorisation de Cholesky.

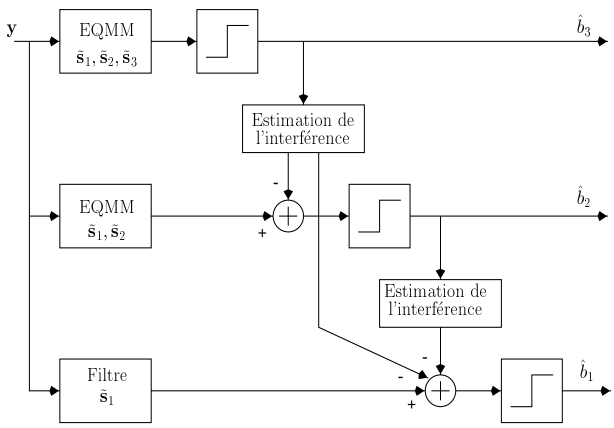


FIG. 2: EQMM avec retour de décisions.

## 5 EQMM-AIP

Ce détecteur consiste à soustraire du signal reçu une estimation de toute l'interférence et ensuite à faire une décision sur le signal résultant. Dans ce cas, on traite tous les utilisateurs en parallèle en utilisant une procédure à 2 étapes. Ce schéma est illustré dans la Figure 3 pour $K = 2$. À l'étape 2, nous construisons la nouvelle observation $\mathbf{r}_{k,2}(i)$ en soustrayant une estimation des tous les utilisateurs qui interfèrent avec le $k^{ième}$ utilisateur, c-à-d,

$$\mathbf{r}_{k,2}(i) = \mathbf{r}(i) - \sum_{j\neq k}\hat{\mathcal{E}}_j(i)\hat{b}_j(i)\hat{\mathbf{s}}_j(i), \qquad (16)$$

où $\hat{\mathcal{E}}_j(i)$ est donné par

$$\hat{\mathcal{E}}_j(i) = \beta\frac{i-1}{i}\hat{\mathcal{E}}_j(i-1) + \frac{1}{i}\Re\left(\hat{b}_j(i)\hat{\mathbf{s}}_j^\dagger(i)\mathbf{r}(i)\right), \qquad (17)$$

$\hat{b}_j(i)$ et $\hat{\mathbf{s}}_j(i)$ sont obtenus à la première étape en utilisant (7) et (11), respectivement. Le signal $\mathbf{r}_{k,2}$ est ensuite utilisé pour estimer le sous-espace signal $\mathbf{W}_{k,2}$ de dimension 1 et l'EQMM correspondant $\tilde{\mathbf{m}}_{k,2}$. Il faut noter que pour le modèle de donnée (3), le filtre $\tilde{\mathbf{m}}_{k,2}$ coïncide avec la signature spatio-temporelle $\tilde{\mathbf{s}}_k$. Mais nous avons préféré garder cette formulation pour inclure le cas où il existe des interférences dues à des utilisateurs dont on ne connaît pas les signatures temporelles (e.g., interférence entre utilisateurs de cellules voisines).

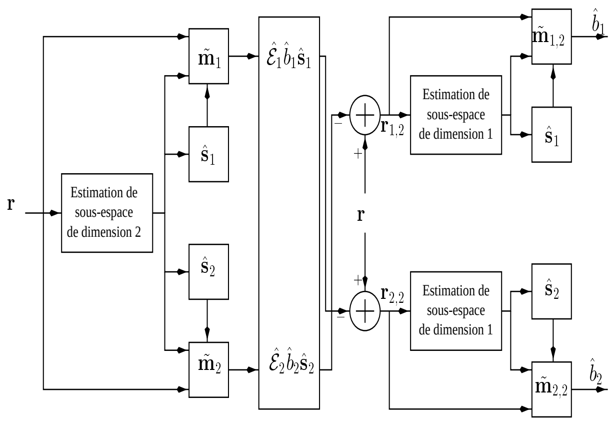


FIG. 3: EQMM-AIP, $K = 2$.

Les deux détecteurs EQMM-SIS et -AIP coûtent $O(NPK^2)$ flops par itération. Mais grâce à sa structure parallèle l'EQMM-AIP peut être réalisé en $O(PNK)$ en utilisant $K$ processeurs en parallèle.

# 6 Simulations

Dans la suite nous supposons que tous les détecteurs ont une connaissance parfaite des séquences d'étalement et que le premier utilisateur est fixé a 8dB. De plus on suppose que les vecteurs $\mathbf{g}_k$ sont normalisés. On prend 4 séquences de Gold de longueur ($N = 7$), avec $\mathbf{R}$ donnée par :

$$\mathbf{R} \triangleq \mathbf{S^T S} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{7}} \begin{pmatrix} 7 & -1 & 3 & 3 \\ -1 & 7 & 3 & -1 \\ 3 & 3 & 7 & -1 \\ 3 & -1 & -1 & 7 \end{pmatrix} \tag{18}$$

En premier lieu nous étudions la performance des détecteurs proposés en utilisant une décomposition propre de $\tilde{\mathbf{C}}$ (traitement par bloc). Pour cela, la matrice $\tilde{\mathbf{C}}$ est estimée en utilisant $I = 500$ symboles. De plus les directions d'arrivées sont choisies d'une manière aléatoire pour chaque bloc. D'après la Figure 4, on remarque que la probabilité d'erreur des EQMM-AIS et -AIP s'améliorent lorsqu'on injecte des décisions fiables. De plus, on remarque une discontinuité à 8dB pour l'EQMM-AIS. Celle-ci est due au ré-arrangement des utilisateurs selon leur puissance respective.

Dans la Figure 5 nous considérons la performance de l'algorithme adaptatif. Pour cela, le premier utilisateur est fixé à 8dB et les trois autres à 16dB. Les directions d'arrivées sont $\theta_1 = 0°$, $\theta_2 = 6°$, $\theta_3 = 10°$, et $\theta_4 = -7°$. Dans la Figure 5 nous traçons le rapport-signal-à-interférence-plus-bruit (RSIB) en fonction du nombre d'itérations. On constate que l'EQMM-AIS et l'EQMM-AIP ont le même RSIB pour l'utilisateur 1. Par contre, pour le $4^{ième}$ utilisateur, l'EQMM-AIP a un meilleur RSIB que celui d'EQMM-AIS.

# Références


[1] P, Patel and J. Holtzman, "Analysis of a Simple Successive Interference Cancellation Scheme in a DS/CDMA System," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 12, pp. 796-807, Jun. 1994.

[2] D. Divsalar and M. K. Simon, "Improved CDMA Performance Using Parallel Interference Cancellation," *JPL Publication 95-21*, Oct. 1995.

[3] X. Wang and V. H. Poor, "Blind Multiuser Detection: A Subspace Approach," *IEEE Trans. on Inform. Theory*, vol.44, no. 2, pp. 677-690, Mar. 1998.

[4] A. Chkeif, K. Abed-Meraim, and G. K. Kaleh, "Blind Adaptive Multiuser Detection with Antenna Array," *Submitted to IEEE Trans. on Commun*, 1999.

[5] K. Abed-Meraim, A. Chkeif, and Y. Hua, "Fast Orthogonal PAST Algorithm," *Submitted to Sig. Process. Letters*, 1999, (also to appear in *Colloque GRETSI99*).

[6] A. Chkeif et G. Kawas Kaleh, "Détection Conjointe pour le Système d'Accès Multiple à Spectre étalé, Synchrone et à Antennes Multiples," *Colloque GRETSI97*, France, Grenoble Sept. 1997.


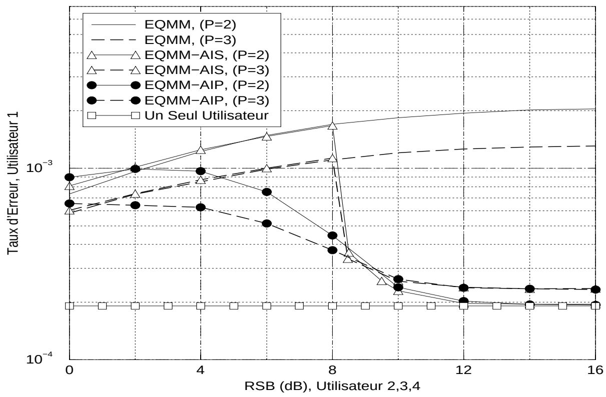


FIG. 4: Performance des détecteurs, traitement par bloc.

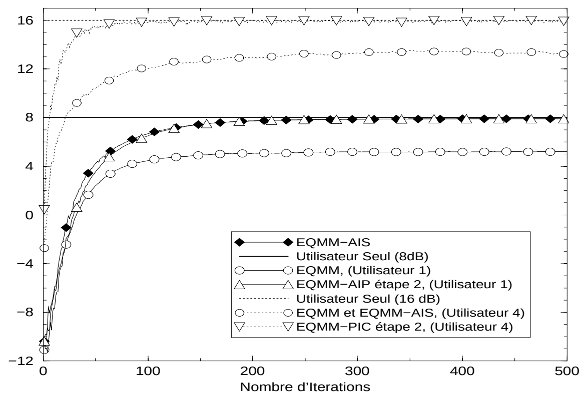


FIG. 5: Algorithmes adaptatifs, avec $P = 3$ et tous les facteurs d'oubli sont fixés à 0.99.