

Mise en Oeuvre d'un Récepteur Multicapteurs pour les Radio-Communications

Sylvie MAYRARGUE

FRANCE TELECOM CNET /DMR/ATH
38-40 rue du Général Leclerc
92794 Issy-Moulineaux Cedex 9, FRANCE
Sylvie.Mayrargue@issy.cnet.fr

RESUME

Le récepteur multi-capteurs est désormais un outil bien connu pour l'égalisation et pour la réduction du niveau de brouillage dans un réseau de radio communications [1,2,3], clé de l'augmentation de sa capacité. Le brouillage peut venir d'utilisateurs d'autres cellules, ou bien de la même cellule dans le cas de l'AMRS (Accès Multiple à Répartition Spatiale)[4,5]. Une structure de récepteur optimal a été présentée [10], ainsi qu'une mise en oeuvre [11]. Cet article en présente une autre mise en oeuvre ainsi qu'une justification théorique de l'estimation aux moindres carrés par la séquence d'apprentissage sur laquelle repose cette mise en oeuvre. De plus, on en déduit une méthode pour retrouver les directions d'arrivée des signaux AMRS. Des résultats de simulation sont présentés.

1-Introduction

L'utilisation d'antennes "intelligentes" dans le contexte des communications avec les mobiles a fait récemment l'objet de nombreuses publications [3,4]. Il s'est avéré que munir la station de base d'un réseau d'antennes adaptatifs permettait de faire face à l'augmentation exponentielle du trafic des communications avec les mobiles. En effet, le traitement adaptatif permet de réduire le niveau de brouillage, qui est le facteur clé déterminant la capacité d'un réseau à nombre de sites donné. De plus, les trajets multiples créent de l'interférence intersymbole quand les retards entre trajets sont du même ordre de grandeur que la durée symbole. Le récepteur multi-capteurs permet également une amélioration de la fonction d'égalisation. Des structures de récepteur optimales ont déjà été publiées. Après un rappel de quelques-unes de ces structures, nous présentons en détail l'approximation sous-optimale publiée. Après un rappel de quelques-unes de ces structures, nous présentons en détail l'approximation sous-optimale de l'une d'entre elles [11]. En fait, cette présentation s'éloigne en un certain sens de celle de [11], mais donne les mêmes résultats, à la précision numérique des calculs près. La différence entre les deux présentations sort du cadre de cet article. Les performances de cette méthode se trouvent dans [12]. Dans cet article, notre but est de donner une justification théorique de l'approximation de [11]. Nous montrons également l'influence sur les performances de la corrélation de la séquence d'apprentissage du signal utile avec celles des brouilleurs, ce qui est particulièrement important en AMRS. Nous donnons des résultats de simulation à ce

ABSTRACT

Multi sensor receivers are now acknowledged as a useful tool in the context of radio mobile communication, as well for equalization as for jammer rejection [1,2,3]. Recall that due to multiple path propagation, an equalizer is needed whenever the propagation delays between paths are of the same order of magnitude than the symbol duration. Second, combatting jamming is the key to capacity improvement of a cellular network. Jamming can be caused by remote users in other cells, or by same cell users in the context of SDMA (Spatial Division Multiple Access) [4,5]. Optimal receiver structures have already been described [10], as well as a practical implementation [11]. Though being suboptimal, it is simple and robust. This paper gives a theoretical justification of the approach of [11]. It gives also a means of finding the various directions of arrival of the various signals involved in SDMA. Simulation results are presented.

propos. Enfin, nous montrons que les considérations précédentes fournissent une méthode de géométrie des différents signaux en AMRS.

2-Structures optimales

2-1-Estimation de séquence au sens du maximum de vraisemblance (MV).

On sait que dans le cas d'une antenne à un seul capteur le MV s'obtient en filtrant les données par le filtre adapté au canal, et en leur appliquant l'algorithme de Viterbi après les avoir échantillonnées au rythme symbole [6]. [7] généralise ce résultat à l'antenne multi-capteurs et à un bruit spatialement et temporellement corrélé. Soit $B(t)$ le vecteur à l'instant t contenant tous les signaux indésirables, bruit et brouilleurs. En supposant $B(t)$ stationnaire, de densité spectrale de puissance $R(f)$ et de plus gaussien, [7] a montré que la fonction de transfert du filtre adapté multidimensionnel était donnée par le transposé conjugué de $W(f)=R(f)^{-1} G(f)$, où $G(f)$ est la fonction de transfert du canal multi-capteurs.

2-2 Erreur quadratique minimum (EQM)

Un égaliseur multi-capteurs au sens de l'EQM a été décrit dans [8] dans le cas d'un bruit blanc spatialement et temporellement, et généralisé par [9] à un bruit blanc temporellement. Une généralisation supplémentaire à un vecteur $B(t)$ corrélé spatialement et temporellement et non nécessairement gaussien a été présentée dans [10], qu-

montre que la structure optimale met aussi en jeu le filtre adapté multidimensionnel $W(f)=R(f)^{-1}G(f)$.

3-Structure sous-optimale

On cherche maintenant à estimer $W(f)$. La méthode qui suit est simple et robuste, similaire à celle de [11]. On remplace d'abord $R(f)$ par une matrice indépendante de la fréquence, à savoir la matrice d'autocorrélation spatiale $\mathbf{R} = \int R(f)df$. \mathbf{R} et $G(f)$ sont ensuite estimés à l'aide d'une séquence d'apprentissage. L'approximation de $R(f)$ par \mathbf{R} revient à effectuer un traitement spatial des brouilleurs à la place d'un traitement spatio-temporel. Ceci peut nécessiter une augmentation du nombre de capteurs. Malgré cela, cette méthode a l'avantage d'être simple, robuste et efficace. En effet, nous allons montrer que les estimations de \mathbf{R} et $G(f)$ conservent la propriété d'affaiblir les brouilleurs du vrai filtre $\mathbf{R}^{-1}G(f)$. Nous montrons que ceci est d'autant mieux vérifié que la séquence d'apprentissage du mobile utile est décorrélée des données transmises au même moment par les brouilleurs. Ceci a une conséquence sur l'AMRS: il faut que les différents mobiles communiquant simultanément à la même fréquence aient des séquences d'apprentissage le plus décorrélées possible. On montre enfin que la méthode d'estimation de \mathbf{R} obtenue plus haut permet d'effectuer une goniométrie des brouilleurs.

4-Notations

Soit K le nombre de capteurs. Pour une modulation linéaire, le signal reçu sur le kème capteur a la représentation en bande de base $x_k(t) = \sum a_n g_k(t-nT) + b_k(t)$ où les a_n sont les symboles émis par le mobile utile, T la durée symbole, g_k la réponse impulsionnelle du canal composite reliant le mobile utile et le kème capteur. g_k inclut les filtres d'émission et de réception ainsi que le canal de propagation. $b_k(t)$ désigne la contribution des brouilleurs et du bruit thermique sur le kème capteur.

Soient $x_k(i) = x_k(iT)$. $g_k(i) = g_k(iT)$. $b_k(i) = b_k(iT)$. En fait, g_k a une bande limitée, typiquement entre $1/T$ et $2/T$, et donc $x_k(t)$ devrait être échantillonné au rythme $2/T$. Cependant, pour simplifier les notations, on utilisera seulement $x_k(i)$ par la suite. On indique dans le paragraphe 8 comment on utiliserait les $x_k((2i+1)T/2)$.

On suppose également que les g_k ont une durée finie LxT . Soit $G_k^T = [g_k(1), \dots, g_k(L)]$ la réponse impulsionnelle échantillonnée relative au kème capteur. Le symbole T désigne la transposition vectorielle.

On suppose la présence d'une séquence d'apprentissage. Pour simplifier les notations, on supposera que cette séquence se trouve en début de paquet, et donc que les indices correspondant vont de 1 à L_{ref} .

5-Estimation de G_k, b_k et \mathbf{R}

On estime chaque G_k au sens des moindres carrés à l'aide de la séquence d'apprentissage. Soit X_k (resp. B_k) le vecteur des échantillons du signal reçu (resp. des brouilleurs+bruit thermique) pendant l'émission de la

séquence d'apprentissage. G_k est obtenu en minimisant $\|X_k - A G_k\|$ où A est une matrice de Toeplitz de taille $L_{ref}-L+1 \times L$ contenant les symboles de la séquence d'apprentissage. La solution est donnée par $\hat{G}_k = (A^+A)^{-1}A^+X_k$ où $^+$ désigne la transposition hermitienne. On remarque que L_{ref} doit être plus grand que L , de telle sorte que A ait plus de lignes que de colonnes.

On estime B_k par le résidu quadratique de l'estimation ci-dessus. On obtient

$$\hat{B}_k = X_k - A(A^+A)^{-1}A^+X_k = \Pi_{A^\perp} X_k \quad (1)$$

où Π_{A^\perp} désigne la projection sur le sous-espace orthogonal aux colonnes de la matrice A . En utilisant $X_k = A G_k + B_k$ et l'orthogonalité entre A et Π_{A^\perp} , on trouve $\hat{B}_k = \Pi_{A^\perp} B_k$.

Formons les matrices d'échantillons de taille $K \times (L_{ref}-L+1)$ (\mathbf{B} (resp. $\hat{\mathbf{B}}$) définies par $\mathbf{B} = [B_1, \dots, B_K]^T$ (resp. $\hat{\mathbf{B}} = [\hat{B}_1, \dots, \hat{B}_K]^T$). Soit \mathbf{R} (resp. $\hat{\mathbf{R}}$) la matrice de corrélation spatiale des B_k (resp. \hat{B}_k). On voit que \mathbf{R} est l'approximation classique de \mathbf{R} par la matrice de covariance du nombre fini d'échantillons disponibles. Avec les notations ci-dessus, on trouve

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= 1 / (L_{ref} - L + 1) \mathbf{B} \mathbf{B}^+ \\ \hat{\mathbf{R}} &= 1 / (L_{ref} - L + 1) \hat{\mathbf{B}} \hat{\mathbf{B}}^+ \\ &= 1 / (L_{ref} - L + 1) \mathbf{B} \text{conj}(\Pi_{A^\perp}) \mathbf{B}^+ \end{aligned} \quad (3)$$

On voit donc que la seule différence entre \mathbf{R} et $\hat{\mathbf{R}}$ est la multiplication par le terme central $\text{conj}(\Pi_{A^\perp})$.

6 -Atténuation des brouilleurs

On sait que c'est la structure de \mathbf{R} qui détermine le pouvoir d'atténuer les brouilleurs de $\mathbf{R}^{-1}G(f)$. Plus précisément \mathbf{R} doit être dégénérée en absence de bruit. Quand la longueur de la séquence d'apprentissage tend vers l'infini, on a

$$\mathbf{R} = \mathbf{U} \text{diag}(\lambda_1 + \sigma^2, \dots, \lambda_r + \sigma^2, \sigma^2, \dots, \sigma^2) \mathbf{U}^+$$

où r (resp. $\{\lambda_k\} \quad k=1, \dots, r$) est le rang (resp. les valeurs propres non nulles) de la matrice sans bruit, \mathbf{U} la matrice unitaire des vecteurs propres, et σ^2 la puissance du bruit. Les colonnes de \mathbf{U} peuvent être séparées en deux groupes: les r premières colonnes notées \mathbf{U}_b engendrant le sous-espace dit "signal" des brouilleurs, et les $K-r$ restantes notées \mathbf{U}_n , le sous-espace "bruit" des brouilleurs. Or remarque que \mathbf{U}_b et \mathbf{B} engendrent le même sous-espace.

Le filtre $W=\mathbf{R}^{-1}G(f)$ renforce le signal utile et atténue les brouilleurs, ce que l'on va montrer maintenant. En effet appliquons W au signal utile, on obtient:

$$\begin{aligned} G(f)^+ \mathbf{R}^{-1} G(f) &= \\ G(f)^+ \left[\mathbf{U}_b \text{diag}(1 / (\lambda_k + \sigma^2)) \mathbf{U}_b^+ + 1 / \sigma^2 \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^+ \right] G(f) &= \\ G(f)^+ \mathbf{U}_b \text{diag}(1 / (\lambda_k + \sigma^2)) \mathbf{U}_b^+ G(f) + \\ (1 / \sigma^2) G(f)^+ \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^+ G(f) & \end{aligned} \quad (4)$$

Si les λ_k sont grands, $1/\sigma^2$ est beaucoup plus grand que $1/(\lambda_k^2 + \sigma^2)$, et donc $(1/\sigma^2) G(f)^+ \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^+ G(f)$ est le terme

prépondérant de (4). Ce terme sera d'autant plus grand que la projection de $G(f)$ sur le sous-espace bruit des brouilleurs est grande, c'est-à-dire que $G(f)$ est proche de l'orthogonal de B , ou encore que la "direction de visée" n'appartient pas au sous-espace signal des brouilleurs.

Appelons \mathbf{P} l'ensemble de ces deux conditions.

Appliquons W à un vecteur b du sous-espace signal des brouilleurs. On obtient:

$$\begin{aligned} G(f)^+ R^{-1} b &= \\ G(f)^+ (U_b \text{diag}(1/(\lambda_k + \sigma^2)) U_b^+ b + 1/\sigma^2 U_n U_n^+ b) & \quad (5) \\ = G(f)^+ U_b \text{diag}(1/(\lambda_k + \sigma^2)) U_b^+ b & \end{aligned}$$

Cette quantité sera petite comparée à (4) si les conditions \mathbf{P} sont remplies.

7- Structure de \mathbf{R}

Examinons les conditions pour que \mathbf{R} soit dégénérée en l'absence de bruit. On peut considérer les brouilleurs comme étant, de même que le signal utile, des signaux modulés linéairement. Les b_k peuvent alors s'écrire comme une somme de convolutions entre les symboles émis par chacun des brouilleurs et le canal correspondant, plus du bruit thermique. Soit d_n les symboles émis par un brouilleur, et $h_k(t)$ la réponse impulsionnelle du canal composite reliant ce brouilleur et le kème capteur. On a:

$$B = \begin{bmatrix} h_1(1) & h_1(L) \\ \vdots & \vdots \\ h_K(1) & h_K(L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_L & & d_{L_{\text{ref}}} \\ & d_2 & \\ & & d_1 & & d_{L_{\text{ref}}-L+1} \end{bmatrix} + \text{des}$$

termesq similaires venant des autres brouilleurs+ du bruit thermique. (6)

En groupant tous les vecteurs colonnes des canaux multi-capteurs de tous les brouilleurs dans une seule matrice H , tous les vecteurs lignes contenant les symboles émis par les différents brouilleurs dans une seule matrice D , et tous les termes de bruit thermique dans une matrice N , on a $B=HD^T+N$. Comme $R=1/(L_{\text{ref}}-L+1) B B^+$, il est clair que le rang de \mathbf{R} sans bruit sera majoré par la somme des longueurs des différents canaux brouilleurs. Pour assurer la dégénérescence de \mathbf{R} , il faut donc que **le nombre \mathbf{K} de capteurs soit supérieur à cette borne.**

8 Conséquences de l'approximation de $\mathbf{R}^{-1} G(f)$ par $\hat{\mathbf{R}}^{-1} \hat{G}(f)$

Comparons $\hat{\mathbf{R}}$ à l'approximation classique \mathbf{R} de \mathbf{R} (cf. §5). Les équations (3) et (6) impliquent

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}} &= 1/(L_{\text{ref}}-L+1) [H \text{conj}(D^+ \Pi_{A^\perp} D) H^+ + \\ & \quad N \text{conj}(\Pi_{A^\perp}) N^+ + H \text{conj}(D^+ \Pi_{A^\perp}) N^+ \\ & \quad + N \text{conj}(\Pi_{A^\perp} D) H^+] \quad (7) \\ &= R^{-1/(L_{\text{ref}}-L+1)} [H \text{conj}(D^+ \Pi_A D) H^+ + \\ & \quad N \text{conj}(\Pi_A) N^+ + H \text{conj}(D^+ \Pi_A) N^+ \\ & \quad + N \text{conj}(\Pi_A D) H^+] \end{aligned}$$

où Π_A désigne la projection sur le sous-espace des colonnes de A . Si les symboles émis par chaque brouilleur pendant l'émission des symboles de la séquence d'apprentissage du signal utile sont décorrélés de ces derniers ($D^+A=0$), alors $\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{R}$ à un terme du second ordre contenant du bruit thermique près. De plus, ce terme tend vers une matrice diagonale lorsque la longueur de la séquence d'apprentissage tend vers l'infini. Si la puissance du bruit est la même sur chaque capteur, les sous-espaces propres de \mathbf{R} , $\hat{\mathbf{R}}$ et \mathbf{R} seront proches. Si $D^+A \neq 0$ (sauf si $D=A$, auquel cas $\hat{\mathbf{R}}$ ne contient que du bruit), on peut supposer que $D^+ \Pi_{A^\perp} D$ est de rang plein. Alors \mathbf{R} et $\hat{\mathbf{R}}$ ont le même sous-espace signal à un terme du premier ordre près, qui tend vers zéro quand la longueur de la séquence augmente. $\hat{\mathbf{R}}$ conserve donc la possibilité d'atténuer les brouilleurs, quoique réduite si $D^+A \neq 0$ parce que les valeurs propres de $\hat{\mathbf{R}}$ peuvent être plus petites que celles de \mathbf{R} .

Quant à $G(t)$, on a $\hat{G}_k = G_k + (A^+A)^{-1} A^+ B_k$ pour tout k et donc si $G = [G_1, \dots, G_K]^T$,

$\hat{G} = G + B \text{conj}(A(A^+A)^{-1})$. La différence entre \hat{G} et G appartient au sous-espace signal de brouilleurs, et donc sous \mathbf{P} , le renforcement du signal utile (4) et l'atténuation des brouilleurs (5) seront conservés.

Remarque1 Comme indiqué plus haut, en pratique, les données sont suréchantillonnées, de sorte qu'on calcule en fait un nombre de vecteurs W respectant ce taux de suréchantillonnage, on les convolue avec les données et on échantillonne la sortie au rythme symbole avant d'entrer dans un égaliseur (MV ou MMSE)

Remarque2 il se peut qu'une normalisation soit nécessaire si la puissance du bruit n'est pas la même sur tous les capteurs.

9 Goniométrie

Il ressort d'une manière évidente des considérations ci-dessus que dans le cas particulier d'un seul brouilleur, la structure de ses directions d'arrivée peut être obtenue à partir de $\hat{\mathbf{R}}$ (presque) aussi bien que de \mathbf{R} . En effet, comme il a été expliqué au §8, ces deux matrices ont presque le même sous-espace signal. Toute méthode de goniométrie reposant sur la décomposition en sous-espace de \mathbf{R} peut donc être utilisée avec $\hat{\mathbf{R}}$, et il en est de même de la formation de voies classique. En fait, dans la pratique, les brouilleurs étant soumis à des évanouissements de Rayleigh lors des déplacements du mobile, on appliquerait une méthode de recherche de directions d'arrivée non pas à $\hat{\mathbf{R}}$, mais à une

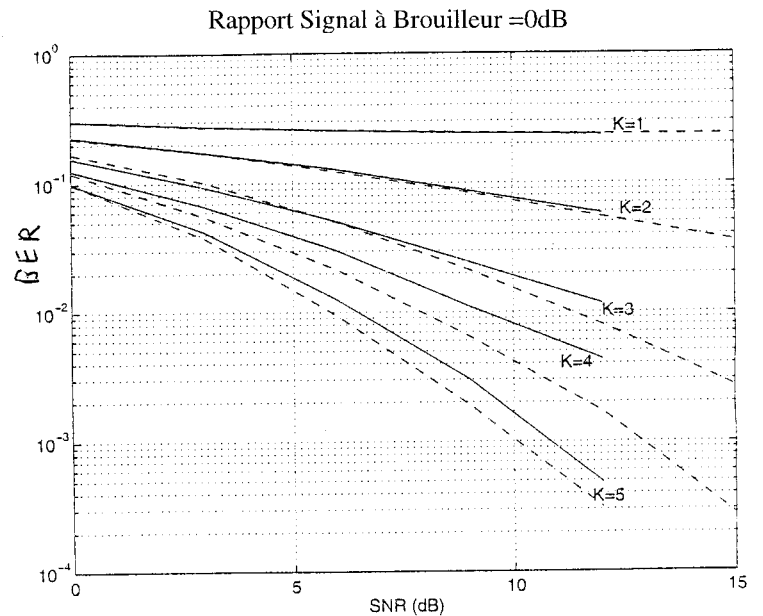
matrice obtenue en moyennant des matrices \hat{R} relatives à des évanouissements de Rayleigh différents. Le calcul est ainsi plus valide. Si plusieurs brouilleurs sont présents et que leurs séquences d'apprentissage sont connues, comme en AMRS, la méthode ci-dessus peut être itérée: on sélectionne une première séquence d'apprentissage, on calcule les \hat{B}_k comme au §5, puis les \hat{B}_k jouent le rôle des X_k , ce qui permet de calculer des vecteurs, que l'on peut noter par exemple $\hat{B}_k^{(2)}$ par une minimisation aux moindres carrés par rapport à la séquence d'apprentissage d'un second brouilleur. Les $\hat{B}_k^{(2)}$ ne contiendront pas d'informations sur les deux premiers brouilleurs. On continue ce processus jusqu'à ce que un seul brouilleur soit présent dans les $\hat{B}_k^{(n)}$. On peut alors effectuer une recherche de directions d'arrivée de ce brouilleur.

10 Résultats de simulation

Nous nous plaçons dans le contexte GSM. L'antenne a 5 capteurs. On calcule les statistiques du taux d'erreur sur 500 paquets de 158 symboles. La modulation utilisée est la GMSK. Chaque paquet a une séquence d'apprentissage de 26 symboles. Il y a un brouilleur. Le signal utile et le brouilleur traversent tous les deux un canal de propagation à trajets multiples spécifié par le modèle COST Typical Urban (TU), où les 6 trajets de Rayleigh ont des retards relatifs inférieurs à $1,5T$. Les canaux sont tirés au hasard pour chaque paquet et sont supposés indépendants sur chaque capteur, et bien sûr entre le signal utile et le brouilleur. Nous utilisons les estimations de R et $G(f)$ obtenues à partir de la séquence d'apprentissage; Puis le filtre adapté multi capteurs est calculé et suivi d'un échantillonneur au rythme symbole et d'un égaliseur de Viterbi. Ceci est la version approximée du maximum de vraisemblance.

REFERENCES

- [1] J.WINTERS, J.SALZ, R.GITLIN The Impact of Antenna Diversity on the Capacity of Wireless Communication Systems. IEEE Transactions on Communications. Vol 42, n°2/3/4, pp. 1740-1751. Feb/March/April 1994
- [2] A.GOROKHOV, P.LOUBATON, E.MOULINES Second Order Blind Equalization in Multiple Input Multiple Output FIR Systems: A Weighted Least Square Approach ICASSP'96 pp.2417-2420
- [3] S.RATNAVEL, A.PAULRAJ, A.G.CONSTANTINIDES MMSE Space-Time Equalization for GSM Cellular Systems Proc. of VTC'96 pp.331-335
- [4] M.TANGEMANN Influence of the User Mobility on the Spatial Multiplex Gain of an Adaptive SDMA System PIMRC 1994 pp.745-749
- [5] G.XU, et al Experimental Studies of Space-Division-Multiple-Access Schemes for Spectral Efficient Wireless Communications ICC'94 pp.800-804
- [6] G.UNGERBOECK Adaptive Maximum-Likelihood Receiver for Carrier-Modulated Data-transmission Systems IEEE Trans on Comm Vol 22 pp. 624-636 May 1974.
- [7] P.VILA, F.PIPON, D.PIREZ, L.FETY MLSE Antenna Diversity Equalization of a Jammed Frequency-selective fading channel Eusipco 94 pp.1516-1519



Les deux ensembles de courbes (traits plein et pointillé) correspondent à deux choix différents de la séquence d'apprentissage du brouilleur. On peut voir l'effet de l'intercorrélacion entre cette séquence et celle du signal utile. Les performances sont données pour $K=1, \dots, 5$ capteurs.

- [8] P.BALABAN, J.SALZ Optimum Diversity Combining and Equalization in Digital Data Transmission with Applications to Cellular Mobile Radio Part 1: Theoretical Considerations IEEE Trans on Com Vol. 40 pp. 885-894 May 1992
- [9] M.STOJANOVIC, J.CATIPOVIC, J.G.PROAKIS Adaptive multichannel combining and equalization for underwater acoustic communications Journal of Acoustic Society of America Vol94, N°3,Pt1, pp 1621-1631 Sept 1993
- [10] P.VILA, F.PIPON, D.PIREZ, L.FETY MMSE Antenna Diversity Equalization of a Jammed Frequency-selective fading channel ICASSP'95
- [11] P.VILA, F.PIPON, D.PIREZ "Procédé et dispositif de multiplexage spatial de signaux radioélectriques numériques échangés dans des radio communications cellulaires" THOMSON patent n° 9402193, 25/02/94
- [12] F.PIPON, P.CHEVALIER, P.VILA, D.PIREZ Practical Implementation of a Multi channel equalizer for a Propagation with ISI and CCI-Application to a GSM link Proceedings of Vehicular Technology Conference, Phoenix (USA) May 1997