

Approches Robustes à la Surdétermination de l'Ordre du Canal pour l'Estimation Aveugle de Canaux Multiples RIF

Jouhar Ayadi, Luc Deneire* et Dirk T.M. Slock

Institut EURECOM

B.P. 193, 06904 Sophia Antipolis cedex, FRANCE

{ayadi, deneire, slock}@eurecom.fr

RÉSUMÉ

Nous présentons de nouvelles approches pour l'identification aveugle de canaux multiples RIF évitant les problèmes dus à la surestimation de la longueur du canal grâce à une détection implicite ou explicite de la longueur du canal. Ces approches sont similaires à la prédiction linéaire présentée dans [2] qui produit les solutions de tous les ordres de manière à ce qu'une détection de l'ordre peut être aisément incorporée. Par contre, ici nous considérons les méthodes paramétrisées directement par le canal. Dans le but de bien définir le critère d'optimisation dans ces approches, une contrainte portant sur les coefficients du canal doit être ajoutée. Typiquement, la contrainte d'un canal de norme unité est utilisée. L'utilisation de cette contrainte provoque l'absence de robustesse à la surestimation de l'ordre du canal. Dans notre approche, nous contraignons le premier coefficient du canal vectoriel à être de norme unité. Ceci mène à une reparamétrisation du canal dans laquelle un polynôme similaire au prédicteur apparaît. Ce polynôme peut à nouveau être construit de manière récursive, fournissant les polynômes de tous les ordres.

ABSTRACT

We investigate new approaches for blind identification of multiple FIR channels without channel length overestimation problems. The methods proposed acquire this robustness by implicit or explicit channel length detection. These approaches are similar to the linear prediction approach proposed in [2] which operates in an order-recursive fashion so that order detection can be straightforwardly made part of the solution. However, here we focus on methods that are parameterized by the channel directly such as the subspace fitting technique. To make the optimization criterion in these approaches well defined, a constraint on the channel coefficients has to be added. Typically, the unit norm constraint is used. This constraint leads automatically to order overestimation problems. We replace this constraint by a unit norm constraint for only the first vector coefficient of the vector channel. This leads to a reparameterization of the channel in which a predictor-like polynomial appears that can again be found order-recursively. Our simulations demonstrate that the channel estimate obtained in this way is robust to order overestimation.

1 Introduction

En communications numériques et particulièrement dans les systèmes de communication radio-mobiles, des symboles sont transmis à travers des canaux inconnus. Le but de l'identification aveugle est d'estimer le canal, en disposant uniquement du signal reçu. Le suréchantillonnage du signal reçu permet d'obtenir une représentation vectorielle polyphase mono-entrée/multi-sorties du canal. Les canaux RIF obtenus dans cette représentation par suréchantillonnage peuvent être aussi obtenus à partir des signaux reçus au niveau d'un réseau d'antennes (dans le contexte des communications mobiles [1],[2],[3]) ou à partir d'une combinaison des deux. Considérons un signal subissant une modulation numérique linéaire et traversant un canal à bruit additif. Le signal reçu $y(t)$ s'écrit sous la forme suivante

$$y(t) = \sum_k h(t - kT)a(k) + v(t) \quad (1)$$

Dans (1) $a(k)$ sont les symboles transmis, T est la période de symbole et $h(t)$ est la réponse impulsionnelle du canal. Nous supposons que le canal est RIF de longueur NT . Si le signal reçu est suréchantillonné à la fréquence $\frac{m}{T}$ (ou si

m échantillons du signal sont reçus par m antennes toutes les T secondes, ou une combinaison des deux), la relation entrée/sortie qui régit le système peut s'écrire comme suit :

$$\mathbf{y}(k) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{h}(i)a(k-i) + \mathbf{v}(k) = \mathbf{H}A_N(k) + \mathbf{v}(k) \quad (2)$$

où $\mathbf{y}(k) = [y_1^H(k) \dots y_m^H(k)]^H$, $\mathbf{h}(i) = [h_1^H(i) \dots h_m^H(i)]^H$, $\mathbf{v}(k) = [v_1^H(k) \dots v_m^H(k)]^H$, $\mathbf{H} = [\mathbf{h}(N-1) \dots \mathbf{h}(0)]$, $A_N(k) = [a(k-N+1)^H \dots a(k)^H]^H$ et H désigne l'opérateur transposé conjugué.

Soit $\mathbf{H}(z) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{h}(i)z^{-i} = [\mathbf{H}_1^H(z) \dots \mathbf{H}_m^H(z)]^H$ la fonction de transfert mono-entrée/multi-sorties du canal, et $\mathbf{h} = [\mathbf{h}^H(N-1) \dots \mathbf{h}^H(0)]^H$. Considérons un bruit temporellement et spatialement blanc, additif, gaussien et circulaire $\mathbf{v}(k) : r_{\mathbf{v}\mathbf{v}}(k-i) = E \mathbf{v}(k)\mathbf{v}(i)^H = \sigma_v^2 I_m \delta_{ki}$. Si M échantillons sont reçus, la relation vectorielle qui régit le système est la suivante :

$$\mathbf{Y}_M(k) = \mathcal{T}_M(\mathbf{H}) A_{M+N-1}(k) + \mathbf{V}_M(k) \quad (3)$$

où $\mathbf{Y}_M(k) = [\mathbf{y}^H(k-M+1) \dots \mathbf{y}^H(k)]^H$ et $\mathbf{V}_M(k)$ est défini de façon similaire, et $\mathcal{T}_M(\mathbf{H})$ est une matrice bloc Toeplitz avec M lignes bloc et $[\mathbf{H} \ 0_{m \times (M-1)}]$ comme première ligne bloc. La notation dans (3) peut être simplifiée en prenant $k = M-1$

$$\mathbf{Y} = \mathcal{T}(\mathbf{H}) A + \mathbf{V} \quad (4)$$

* Le travail de Luc Deneire est supporté par la CE par une bourse Marie-Curie (programme FMC) sous le contrat No ERBFMBICT950155

Nous supposons que $mM > M+N-1$, auquel cas la matrice de convolution du canal $\mathcal{T}(\mathbf{H})$ possède plus de lignes que de colonnes. Si $H_i(z)$, $i = 1, \dots, m$ n'ont pas de zéros communs, alors $\mathcal{T}(\mathbf{H})$ est de rang colonne plein (cette hypothèse sera adoptée dans ce qui suit). L'espace colonne de $\mathcal{T}(\mathbf{H})$ est appelé l'espace signal et son complément orthogonal est l'espace bruit. L'espace signal est paramétrisé linéairement par \mathbf{h} .

2 Prédiction linéaire

Introduite dans [1], l'approche prédiction linéaire présente l'avantage de la robustesse à la surestimation de l'ordre du canal. Soit $\mathbf{P}(z) = \sum_{i=0}^L \mathbf{p}(i) z^{-i}$ avec $\mathbf{p}(0) = I_m$ le filtre de l'erreur de prédiction MMSE d'ordre L , dans le cas d'un signal reçu sans bruit $\mathbf{y}(k)$. Si $L \geq \underline{L} = \lceil \frac{M-1}{m-1} \rceil$, d'après [3], nous avons

$$\mathbf{P}(z)\mathbf{H}(z) = \mathbf{h}(0). \quad (5)$$

(5) montre que $\mathbf{H}(z)$ et $\mathbf{P}(z)$, $\mathbf{h}(0)$ sont deux paramétrisations équivalentes.

3 Les méthodes d'estimation aveugles paramétrisées par \mathbf{h}

3.1 Subchannel Response Matching (SRM)

La technique SRM a été introduite dans [4] et correspond aussi à l'approche déterministe de Liu et Xu. Pour expliquer cette méthode considérons le cas de deux canaux ($m = 2$). Dans le cas sans bruit, nous avons $H_2(z)y_1(k) - H_1(z)y_2(k) = 0$, soit sous forme matricielle : $[\mathbf{H}_2(z) - \mathbf{H}_1(z)]\mathbf{y}(k) = \mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)\mathbf{y}(k) = 0$. Si on met ces zéros dans un vecteur pour le signal $\{\mathbf{y}(k)\}_{k=0 \dots M-1}$, on obtient une expression de la forme $\mathcal{Y}\mathbf{h} = 0$, où \mathcal{Y} est une matrice structurée. Sous la contrainte $\|\mathbf{h}\|_2 = 1$, le canal $\mathbf{h} = V_{\min}(\mathcal{Y}^H\mathcal{Y})$, où $V_{\min}(A)$ désigne le vecteur propre correspondant à la plus petite valeur propre de A . Pour $m > 2$, les égaliseurs bloquants $\mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)$ peuvent être construits en considérant des paires de sous-canaux. Le choix de $\mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)$ n'est pas unique. En effet, le nombre de paires à considérer, qui représente le nombre de lignes dans $\mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)$, n'est pas unique. Le nombre minimal est $m-1$ alors que le nombre maximal est $\frac{m(m-1)}{2}$. Nous appellerons $\mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)$ équilibré ("balanced") si $\text{tr}\{\mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)\mathbf{H}^{\perp}(z)\} = \alpha\mathbf{H}^{\dagger}(z)\mathbf{H}(z)$ où α est un scalaire et $\mathbf{H}^{\dagger}(z) = \mathbf{H}^H(1/z^*)$. Le nombre minimal de lignes dans $\mathbf{H}^{\perp\dagger}(z)$ à équilibrer est m . On obtient, par exemple, les paramétrisations suivantes

$$\mathbf{H}_{\min}^{\perp\dagger}(z) = \begin{bmatrix} -H_2(z) & H_1(z) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -H_m(z) & 0 & \cdots & H_1(z) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{H}_{\text{bal}}^{\perp\dagger}(z) = \begin{bmatrix} -H_2(z) & H_1(z) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -H_3(z) & H_2(z) & \cdots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 0 \\ H_m(z) & 0 & \cdots & 0 & -H_1(z) \end{bmatrix} \quad (7)$$

Pour ce choix de $\mathbf{H}_{\text{bal}}^{\perp\dagger}(z)$, son $i^{\text{ème}}$ ligne peut être écrite comme suit

$$\mathbf{H}_{\text{bal},i}^{\perp\dagger}(z) = \mathbf{H}^T(z)\mathcal{P}_i, \quad \mathcal{P}_i = \mathcal{C}\mathcal{P}_{i-1}\mathcal{C}^H, \quad (8)$$

$$\mathcal{P}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots \\ -1 & 0 & \cdots \\ 0 & \vdots & \ddots \\ \vdots & & & \end{bmatrix}, \quad \mathcal{C} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & & \vdots \\ \vdots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Dans le cas de $\mathbf{H}_{\text{bal}}^{\perp\dagger}(z)$, le critère SRM : $\min_{\mathbf{h}} \|\mathcal{T}(\mathbf{h}^{\perp})\mathbf{Y}\|_2^2$ peut être écrit comme la minimisation par rapport à \mathbf{h} de

$$\begin{aligned} & \text{tr}\{\mathcal{T}_M(\mathbf{h}^{\perp})\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H\mathcal{T}(\mathbf{h}^{\perp})^H\} \\ & = \text{tr}\{\mathbf{h}^{\perp} \left(\sum_{k=N-1}^{M-1} \mathbf{Y}_N(k)\mathbf{Y}_N^H(k) \right) \mathbf{h}^{\perp H}\} \\ & = (M-N+1) \text{tr}\{\mathbf{h}^{\perp} \widehat{R}_{YY} \mathbf{h}^{\perp H}\} \end{aligned} \quad (9)$$

où la $i^{\text{ème}}$ ligne de \mathbf{h}^{\perp} est

$$\mathbf{h}_i^{\perp} = \mathbf{h}^T \mathcal{G}_i, \quad \mathcal{G}_i = I_N \otimes \mathcal{P}_i \quad (10)$$

Par conséquent le critère SRM dans (9) devient

$$\min_{\mathbf{h}} \mathbf{h}^H B \mathbf{h}, \quad \text{où } B = \sum_{i=1}^m \mathcal{G}_i \widehat{R}_{YY}^* \mathcal{G}_i^T. \quad (11)$$

Si la valeur exacte de R_{YY} est utilisée, alors la contribution du bruit dans le critère (11) est $2\sigma_v^2 \|\mathbf{h}\|^2$ (c'est ainsi que la motivation pour le choix de $\mathbf{H}_{\text{bal}}^{\perp\dagger}(z)$ devient apparente). La minimisation de (11) sous la contrainte $\|\mathbf{h}\| = 1$ conduit donc à un estimateur consistant de $\mathbf{h} = V_{\min}(B)$, au moins dans le cas où l'ordre du canal a été correctement choisi. Puisque $\sigma_v^2 = \lambda_{\min}(R_{YY})$: la valeur propre minimale de R_{YY} , la contribution du bruit peut être éliminée en remplaçant \widehat{R}_{YY} par $\widehat{R}_{YY} - \lambda_{\min}(\widehat{R}_{YY})I$ ou, encore mieux, en remplaçant B par $A = B - \lambda_{\min}(B)I$ (le premier choix ne rend pas B singulière avec une quantité finie de données). Avec cette modification, le critère dans (11) devient (asymptotiquement) insensible à la contribution du bruit et n'importe quelle normalisation de \mathbf{h} conduira au même estimateur.

3.2 Ajustement du sous-espace signal

La matrice de covariance du signal reçu peut être décomposée en contributions des sous-espaces signal et bruit.

$$\begin{aligned} R_{YY} = E\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H & = \sum_{i=1}^{M+N-1} \lambda_i V_i V_i^H + \sum_{i=M+N}^{mM} \lambda_i V_i V_i^H \\ & = \mathcal{V}_S \Lambda_S \mathcal{V}_S^H + \mathcal{V}_N \Lambda_N \mathcal{V}_N^H \end{aligned} \quad (12)$$

Le problème d'ajustement du sous-espace signal peut donc être formulé comme suit :

$$\min_{\mathbf{h}, T} \|\mathcal{T}(\mathbf{H}) - \mathcal{V}_S T\|_F \quad (13)$$

où la norme de Frobenius de la matrice X est définie comme $\|X\|_F^2 = \text{tr}\{X^H X\}$ et tr désigne l'opérateur trace. D'après [3], (13) conduit au problème de minimisation suivant

$$\min_{\|\mathbf{h}\|_2=1} \text{tr}\{\mathcal{T}(\mathbf{H})^H P_{V_S}^{\perp} \mathcal{T}(\mathbf{H})\} = \min_{\|\mathbf{h}\|_2=1} \mathbf{h}^H B \mathbf{h} \quad (14)$$

où $P_X^{\perp} = I - P_X = I - X(X^H X)^+ X^H$ et $+$ désigne la pseudoinverse de Moore-Penrose. B peut être déterminé à partir de $P_{V_S}^{\perp} = P_{V_N}$. Sous la contrainte $\|\mathbf{h}\|_2 = 1$, la solution est $\mathbf{h} = V_{\min}(B)$.

3.3 Ajustement du sous-espace bruit

De façon similaire, \mathcal{V}_N engendre le sous-espace bruit et $\mathcal{T}^H(\mathbf{h}^\perp)$ engendre la majorité de cet espace, par conséquent, nous pouvons introduire le problème d'ajustement de sous-espace suivant :

$$\min_{\mathbf{h}, T} \|\mathcal{T}^H(\mathbf{h}^\perp) - \mathcal{V}_N T\|_F \quad (15)$$

Après optimisation par rapport à T , nous obtenons $\min_{\|\mathbf{h}\|_2=1}$ de

$$\text{tr} \{ \mathcal{T}(\mathbf{h}^\perp) P_{\mathcal{V}_N}^\perp \mathcal{T}^H(\mathbf{h}^\perp) \} = \text{tr} \{ \mathbf{h}^\perp C \mathbf{h}^{\perp H} \} = \mathbf{h}^H B \mathbf{h} \quad (16)$$

où C peut être déterminée à partir de $P_{\mathcal{V}_N}^\perp = P_{\mathcal{V}_S}$ et $B = \sum_{i=1}^m \mathcal{G}_i C \mathcal{G}_i^H$ dans le cas de $\mathbf{H}_{bal}^{\perp \dagger}$ dans (7).

3.4 Maximum de vraisemblance déterministe

Le critère de maximum de vraisemblance déterministe peut être écrit comme $\min_{\mathbf{h}} \mathbf{Y}^H P_{\mathcal{T}(\mathbf{h}^\perp)}^\perp \mathbf{Y}$. Puisque $P_{\mathcal{T}(\mathbf{h}^\perp)}^\perp \approx P_{\mathcal{T}^H(\mathbf{h}^\perp)}$ (où l'erreur d'approximation a une influence négligeable asymptotiquement), on obtient $\min_{\|\mathbf{h}\|_2=1}$ de

$$\mathbf{Y}^H P_{\mathcal{T}^H(\mathbf{h}^\perp)} \mathbf{Y} = \mathbf{h}^H (\mathcal{Y}^H [\mathcal{T}(\mathbf{h}^\perp) \mathcal{T}^H(\mathbf{h}^\perp)]^\dagger \mathcal{Y}) \mathbf{h} = \mathbf{h}^H A \mathbf{h} \quad (17)$$

où $\mathcal{T}(\mathbf{h}^\perp) \mathbf{Y} = \mathcal{Y} \mathbf{h}$ et \mathcal{Y} est une matrice structurée.

3.5 Détermination de $\mathbf{H}(z)$ à partir de $\bar{\mathbf{P}}(z) = \mathbf{h}^{\perp H}(0) \mathbf{P}(z)$

Cette technique a été introduite dans [3]. Considérons la matrice $m \times (m-1)$ de rang plein $\mathbf{h}^\perp(0)$ définie telle que $\mathbf{h}^{\perp H}(0) \mathbf{h}(0) = 0$. (5) implique que $\bar{\mathbf{P}}(z) = \mathbf{h}^{\perp H}(0) \mathbf{P}(z)$ est un polynôme $(m-1) \times m$ qui satisfait $\bar{\mathbf{P}}(z) \mathbf{H}(z) = 0$. $\bar{\mathbf{P}}(z)$ ou $\mathbf{P}(z)$ et $\mathbf{h}(0)$ peuvent être estimés en utilisant la prédiction linéaire. Si $\bar{\mathbf{P}}(z)$ est estimé avec une méthode robuste à la surdétermination de l'ordre, alors l'ordre de $\mathbf{H}(z)$ est connu et $\mathbf{H}(z)$ peut être déterminé immédiatement à partir $\bar{\mathbf{P}}(z)$. Sinon, nous considérons le problème suivant

$$\min_{\mathbf{h}} \frac{1}{2\pi j} \oint \mathbf{H}^\dagger(z) \bar{\mathbf{P}}^\dagger(z) \bar{\mathbf{P}}(z) \mathbf{H}(z) \frac{dz}{z} \quad (18)$$

qui est de nouveau de la forme $\min_{\mathbf{h}} \mathbf{h}^H A \mathbf{h}$.

4 La contrainte $\|\mathbf{h}(0)\| = 1$

4.1 L'approche de base

L'approche que nous considérons consiste à écrire $\mathbf{H}(z)$ comme $\mathbf{Q}(z) \mathbf{h}(0)$ ou $\mathbf{h} = [\mathbf{h}^H(N-1) \dots \mathbf{h}^H(1) \mathbf{h}^H(0)]^H$ comme $\mathbf{Q} \mathbf{h}(0) = [\mathbf{q}^H(N-1) \dots \mathbf{q}^H(1) I_m]^H \mathbf{h}(0)$ où la matrice carrée $\mathbf{Q}(z)$ est, en quelque sorte, analogue au polynôme de la prédiction linéaire $\mathbf{P}(z)$. L'idée clé consiste à "ancrer" la réponse impulsionnelle du canal à son premier coefficient. Ceci représente une des propriétés qui conduisent à la robustesse à la surestimation de l'ordre. L'approche que nous proposons peut être utilisée dans les techniques d'estimation aveugle décrites précédemment. En effet, le facteur commun de ces méthodes est la possibilité de formuler le problème de minimisation sous la forme $\mathbf{h}^H B \mathbf{h}$, sous la contrainte $\|\mathbf{h}\|_2 = 1$. Dans le cas sans bruit, B est singulière avec un

noyau de dimension 1 dans les méthodes décrites précédemment. En présence du bruit, nous pouvons rendre B singulière en remplaçant B par $A = B - \lambda_{\min}(B)I$. La minimisation de $\mathbf{h}^H B \mathbf{h}$ ou $\mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ sous la contrainte $\|\mathbf{h}\|_2 = 1$ conduit à $\mathbf{h} = V_{\min}(B) = V_{\min}(A)$. La valeur correspondante du critère $\mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ est zéro. D'autre part, lorsqu'on minimise $\mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ sous la contrainte $\|\mathbf{h}(0)\|_2 = 1$, il est clair que $\mathbf{h} = \alpha V_{\min}(A)$ avec α choisi de façon à ce que $\|\mathbf{h}(0)\|_2 = 1$ annule $\mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ et donc $\mathbf{h} = \alpha V_{\min}(A)$ minimise $\mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ sous la contrainte $\|\mathbf{h}(0)\|_2 = 1$. En d'autres termes, en remplaçant B par A , les problèmes $\min_{\|\mathbf{h}\|_2=1} \mathbf{h}^H B \mathbf{h}$ et $\min_{\|\mathbf{h}(0)\|_2=1} \mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ conduisent à des solutions proportionnelles et donc équivalentes pour \mathbf{h} . Le problème $\min_{\|\mathbf{h}(0)\|_2=1} \mathbf{h}^H A \mathbf{h}$ peut être formulé comme suit

$$\min_{\|\mathbf{h}(0)\|_2=1} \mathbf{h}^H(0) \left(\min_{q(0)=I_m} \mathbf{Q}^H A \mathbf{Q} \right) \mathbf{h}(0) . \quad (19)$$

4.2 Robustesse

4.2.1 Première approche

Dans [5], une première approche utilisant cette formulation du problème a été introduite. L'obtention de la robustesse à la surestimation d'ordre ($N' > N$) se fait en deux étapes. Dans une première étape, nous réécrivons A et \mathbf{h} sous la forme

$$\text{partitionnée suivante : } A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}} \\ \mathbf{h}(0) \end{bmatrix}$$

où A_{11} est $m(N'-1) \times m(N'-1)$ et A_{22} est $m \times m$. La solution de (19) est :

$$\mathbf{h}(0) = V_{\min}(A_{22} - A_{21} A_{11}^{-1} A_{12}), \\ \tilde{\mathbf{h}} = \left[\mathbf{h}^H(N'-1) \dots \mathbf{h}^H(1) \right]^H = -A_{11}^{-1} A_{12} \mathbf{h}(0) .$$

L'ancrage de la réponse impulsionnelle en soi ne permet pas d'obtenir la robustesse à la surestimation d'ordre : A_{11} est singulière quand $N' > N$ et l'utilisation de la pseudoinverse de Moore-Penrose A_{11}^+ aboutirait à des problèmes de surestimation de l'ordre du canal. La deuxième étape consiste donc d'une détection implicite de l'ordre N : nous considérons la factorisation triangulaire UDL pour $A_{11} = U D U^H$, nous forçons les éléments bloc diagonaux singuliers qui se répètent dans D à zéro et nous mettons les éléments des colonnes correspondantes dans U , qui se trouvent en haut des éléments diagonaux, à zéro, et nous utilisons $U^{-H} D^+ U^{-1}$ comme inverse généralisée de A_{11} . Dans [5], nous démontrons que cette procédure est robuste. Dans ce qui suit, nous proposons une approche duale.

4.2.2 Seconde approche

Le noyau de la matrice A est, dans le cas de statistiques exactes, de dimension $N' - N + 1$, où N' est la longueur (sur)estimée. En plus, A est Toeplitz par blocs, ce qui permet d'en effectuer une factorisation triangulaire rapide par l'algorithme de Levinson multicanal adapté au cas singulier : $L A L^H = D$ où L est triangulaire inférieure par blocs, et D est bloc diagonale. Les blocs de D représentent l'équivalent des matrices de covariance des erreurs de prédiction du cas de la prédiction linéaire. Pour l'ordre $n \geq N - 1$, l'élément

de la matrice bloc diagonale est singulier, et le calcul des inverses dans l'algorithme de Levinson est remplacé par un calcul de pseudoinverses. Ce faisant, de manière similaire à [2], les éléments $q(n)$, $n \geq N$ deviennent nuls. D'autre part, l'élément $h(0)$ est déterminé comme étant le vecteur propre minimal du dernier élément bloc de la matrice bloc diagonale et $h = Qh(0)$. La robustesse à la surdétermination de l'ordre s'en déduit immédiatement. Dans le cas de statistiques estimées, le seuil intervenant dans le calcul de la pseudoinverse sera fonction du SNR (qui peut être déduit de $\lambda_{\min}(A)$). On notera que l'apparition du premier élément bloc diagonal singulier correspond à l'ordre exact et constitue un mécanisme de détermination explicite de l'ordre.

5 Les résultats de simulation

Dans les simulations que nous présentons dans ce papier, nous mesurons la performance des méthodes à travers l'Erreur Quadratique Moyenne Normalisée (NMSE), moyennée sur 300 réalisations Monte Carlo, et donnée par $NMSE = \frac{1}{300} \sum_{i=1}^{300} h^H P_{\hat{h}(0)}^\perp h / \|h\|^2$ where $h^H P_{\hat{h}(0)}^\perp h = \min_{\alpha} \|\alpha \hat{h} - h\|^2$. Nous utilisons un canal complexe généré de façon aléatoire H avec $N = 3$ et $m = 3$:

$$\begin{bmatrix} 0.0591 - 0.3600j & 0.3516 + 1.2460j & 1.1650 + 0.8717j \\ 1.7971 - 0.1356j & -0.6965 - 0.6390j & 0.6268 - 1.4462j \\ 0.2641 - 1.3493j & 1.6961 + 0.5774j & 0.0751 - 0.7012j \end{bmatrix}$$

Les symboles sont i.i.d. BPSK, et la longueur de la trame des données est $M = 100$. Le rapport signal à bruit est défini comme suit : $SNR = (\|h\|^2 \sigma_a^2) / (m \sigma_v^2)$. Le canal est supposé avoir un ordre surestimé N' . Les coefficients $q(N'-1) \cdots q(1)$ sont calculés par l'intermédiaire de l'algorithme de Levinson multicanal. Dans la Figure 1, nous illustrons la robustesse de notre approche dans le cas SRM. Nous avons utilisé la technique SRM pour estimer le canal H en supposant que sa longueur est $N' = 4 > 3 = N$, nous constatons que l'utilisation de la contrainte $\|h(0)\| = 1$ conduit à une légère augmentation du NMSE, alors que l'échec de l'utilisation de la contrainte $\|h\| = 1$ pour préserver la robustesse de la méthode à la surdétermination de la longueur du canal est clair. Dans la Figure 2, la robustesse de notre approche est illustrée dans le cas de l'ajustement du sous-espace signal (SSF). Nous avons utilisé un ensemble non complet de vecteurs de l'espace bruit pour estimer H en supposant que sa longueur est $N' = 5 > 3 = N$ et nous avons implémenté la stratégie décrite ci-dessus. Cette dernière donne le bon ordre du canal jusqu'à un SNR de 5 dB. Nous constatons que l'utilisation de la contrainte $\|h(0)\| = 1$ conduit à une légère augmentation du NMSE par rapport à la méthode classique (dans laquelle, pour le cas de l'ordre correct, on a utilisé l'ensemble complet des vecteurs du sous-espace bruit), alors que l'utilisation de la contrainte $\|h\| = 1$ échoue dans le maintien la robustesse de la méthode à la surdétermination de la longueur du canal.

References

- [1] D.T.M. Slock. "Blind Fractionally-Spaced Equalization, Perfect-Reconstruction Filter Banks and Mul-

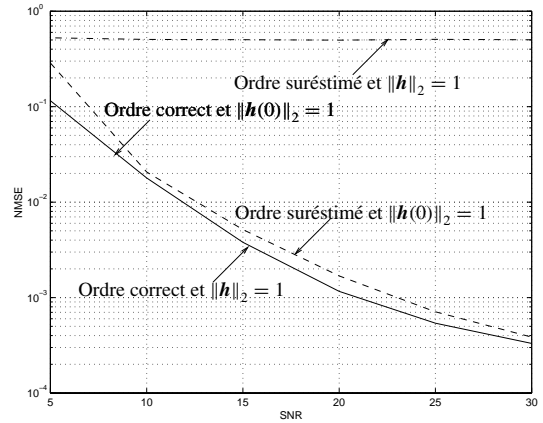


Figure 1 — SRM: robustesse à la surestimation de l'ordre du canal avec les contraintes $\|h\|_2 = 1$ et $\|h(0)\|_2 = 1$

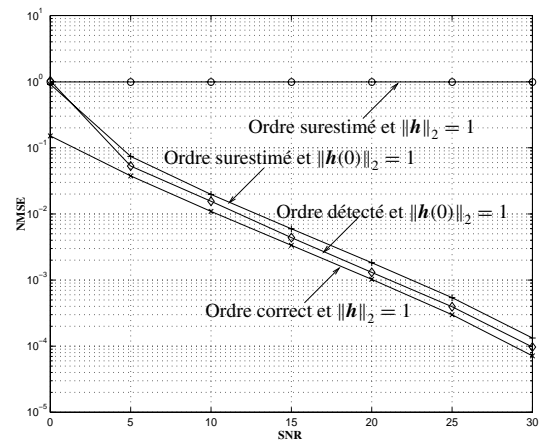


Figure 2 — SSF: robustesse à la surestimation de l'ordre du canal avec les contraintes $\|h\|_2 = 1$ et $\|h(0)\|_2 = 1$

tichannel Linear Prediction". In *Proc. ICASSP 94 Conf.*, Adelaide, Australia, April 1994.

- [2] D.T.M. Slock. "Subspace Techniques in Blind Mobile Radio Channel Identification and Equalization using Fractional Spacing and/or Multiple Antennas". In *Proc. 3rd International Workshop on SVD and Signal Processing*, Leuven, Belgium, Aug. 22-25 1994.
- [3] D.T.M. Slock and C. B. Papadias. "Blind Fractionally-spaced Equalization Based on Cyclostationarity". In *Proc. Vehicular Technology Conf.*, Stockholm, Sweden, June 1994.
- [4] L.A. Baccala and S. Roy. "A New Time-Domain Blind Channel Identification Method". *IEEE Signal Processing Letters*, 1(6):89-91, June 1994.
- [5] Jaouhar Ayadi, Luc Deneire and Dirk T.M. Slock. "Channel-based Blind Multichannel Identification Without Order Overestimation Problems". In *Proc. ICDSIP 97 Conf.*, Santorini, Greece, July 1997.