

Identification passive de canaux à trajets multiples

Passive identification of multipaths channels

par **Pascal LARZABAL[†]**, **Pascale COSTA[†]**, **Joël GROUFFAUD[†]**, **Anne FERRÉOL[‡]**, et **Henri CLERGEOT^{*}**

[†] LESIR – ENS de Cachan – URA CNRS 1375
61, av. du Président Wilson – 94235 Cachan Cedex

[‡] Thomson CSF – Division RGS
66, rue du Fossé Blanc – 92231 Gennevilliers

^{*}ITSMM, Campus Saint Denis, BP792, 97337 CAYENNE Cedex

résumé et mots clés

Les transmissions radioélectriques sont souvent effectuées sur des canaux à trajets multiples, dus essentiellement à des réflexions sur des obstacles physiques présents dans l'environnement. Une modélisation physique des trajets de propagation a conduit à une paramétrisation de la réponse impulsionnelle du canal, utilisant les angles d'incidence des rayons sur la station réceptrice, ainsi que les temps de retard de groupe de chaque trajet, le décalage Doppler et la polarisation. Afin de pallier les évanouissements fréquentiels, une séparation spatio-temporelle des trajets est proposée. Habituellement, une telle séparation est réalisée par l'envoi périodique d'une séquence test d'égalisation (connue), qui a pour effet de réduire le débit de la transmission. Nous montrons dans cet article que l'identification peut être menée de manière passive, uniquement à partir des signaux reçus. L'algorithme proposé procède en deux étapes : la première étape effectue une déconvolution autodidacte, puis la seconde procède à une estimation paramétrique du canal. De nombreuses simulations montrent les performances des algorithmes proposés.

Identification spatio-temporelle, séparation de multi-trajets, déconvolution autodidacte, estimation paramétrique, maximum de vraisemblance.

abstract and key words

RF transmissions are often done along multipath channel, due to specular reflections. A physical model of propagating along such a channel is available, and takes into account few parameters as angles bearing of rays on the array, group delay for each path, Doppler shift, polarization. In order to compensate Rayleigh fading, a spatio-temporal separation of multipaths is proposed. Usually, this is done by transmitting a training sequence (known), which reduces the data rate. We show in this paper that passive identification can be performed, using only received signals. Proposed algorithm proceeds in two steps : the first step is a blind deconvolution, and then a parametric estimation of the channel is performed. Many simulations exhibit performances of proposed algorithms.

Space time processing, multi path separation, blind deconvolution, parametric estimation, maximum likelihood.

1. introduction

Une limitation majeure des performances des transmissions sur un canal à trajets multiples provient des évanouissements fréquen-

tiels et des interférences inter-symboles. La congestion de l'espace des radiocommunications rend nécessaire l'amélioration des algorithmes d'égalisation. Ceci passe par l'estimation préalable des conditions de propagation : nous proposons de séparer les trajets à partir d'un modèle de réponse impulsionnelle intégrant les angles géométriques d'incidence et les temps de retard de groupe.

Les techniques de Localisation à Station Unique (LSU) effectuent la séparation des trajets par discrimination spatiale en appliquant une méthode à haute résolution angulaire. La forte corrélation et la proximité des trajets en limitent les performances. Nous montrerons que l'étude dans le domaine spatio-temporel permet d'accroître la résolution dans la séparation des trajets de propagation.

Lorsque la forme d'onde du signal source est connue, il est immédiat d'appliquer une méthode à haute résolution spatio-temporelle qui permet d'estimer conjointement les angles d'incidence des rayons sur la station réceptrice ainsi que les temps de retard de groupe. Ceci suppose l'envoi périodique d'une séquence test d'égalisation, qui peut réduire considérablement le débit effectif de la communication.

Les travaux récents sur la déconvolution autodidacte au second ordre de multicanaux permettent d'envisager sérieusement l'identification passive d'un canal de propagation à trajets multiples ne requérant aucune connaissance du signal transmis – hormis certaines propriétés statistiques. Nous proposons ici une approche en deux étapes :

- La première étape effectue une déconvolution autodidacte du canal de propagation. Il s'agit d'estimer de manière non paramétrique les réponses impulsionnelles du canal. Des techniques prometteuses et très récemment introduites seront présentées dans cette partie.
- La seconde étape consiste en une estimation des paramètres du modèle (angles d'incidence, retard de groupe, décalage Doppler, polarisation). Pour cela, les réponses impulsionnelles sont modélisées à partir de ces paramètres et nous montrons que l'application d'une méthode à haute résolution spatio-temporelle permet d'estimer conjointement ces paramètres.

Du fait de l'utilisation combinée du temps et de l'espace, les matrices manipulées seront conséquentes en regard de la dimension des sous-espaces signal recherchés. Les méthodes classiques de décomposition en sous-espaces propres étant lourdes à mettre en oeuvre, des algorithmes de décomposition partielle (méthode des puissances, Fast Subspace Decomposition) seront avantageusement utilisés.

Concernant le plan, la section 2 rappelle et justifie un modèle paramétrique couramment admis pour caractériser la propagation par trajets multiples. La section 3 revient sur l'identification de tels canaux. Elle présente une méthode à haute résolution spatio-temporelle active, montrant l'intérêt par rapport aux approches purement temporelles ou purement spatiales (goniométrie monofréquence). Cette méthode est transposée au cas passif pour l'identification des multitrajets à partir d'estimations de la réponse impulsionnelle. La partie 4 concerne précisément la détermination de cette réponse, sous forme non paramétrique d'un filtre RIF, par déconvolution autodidacte. Les simulations de la section 5 dans le contexte des communications numériques permettront de conclure sur les performances de ces algorithmes.

2. modélisation des trajets multiples de propagation

2.1. exemples de domaines d'application

2.1.1. les Radiocommunications en Hautes-Fréquences

Les ondes électromagnétiques dans la gamme des hautes fréquences (de 3 à 30 MHz) ont la particularité de se réfléchir sur les couches ionisées de l'atmosphère (ionosphère). Cet atout est utilisé afin d'établir des communications entre stations terrestres en non visibilité : la réflexion sur l'ionosphère permet de contourner la rotondité de la terre. Cependant, cette propagation se caractérise par la présence de plusieurs trajets du fait de l'existence de plusieurs couches ionisées. Leur nombre varie au gré des cycles diurne et solaire, de la longueur de la liaison, etc, [21]. La différence des longueurs des chemins de propagation induit sur le signal émis un temps de retard de groupe propre à chaque trajet. La somme des signaux ainsi transmis est la cause, en cas de combinaison destructrice, d'évanouissements de Rayleigh qui augmentent le taux d'erreur de la transmission.

Sous l'influence des ondes gravitationnelles, les couches de l'ionosphère subissent des variations d'altitude. Typiquement, ces variations sont périodiques autour de la position moyenne, avec une période de 15 minutes. Ces oscillations induisent sur une onde se réfléchissant sur une couche, un décalage fréquentiel par effet Doppler. L'évolution temporelle peut être modélisée de façon déterministe par une fonction sinusoïdale de période $T_{Dop} = 900$ s, et d'amplitude Δf de l'ordre de quelques dixièmes de Hertz :

$$f_{Dop}(t) = \Delta f \cos\left(2\pi \frac{t}{T_{Dop}} + \psi_0\right) \quad (1)$$

Ce décalage Doppler est négligeable devant la fréquence porteuse (de l'ordre du MHz) et a une influence négligeable sur la transmission. Cependant, la variation du Doppler selon les trajets permet d'introduire un paramètre supplémentaire pour la discrimination des trajets.

Le champ magnétique terrestre rend l'ionosphère anisotrope. La théorie magnéto-ionique, [8], montre qu'une onde s'y réfléchissant se divise en deux modes (Ordinaire et eXtraordinaire). Ces deux modes sont très proches et il est actuellement délicat de les séparer sans filtrage de polarisation.

2.1.2. les communications mobiles en milieu urbain

Le cadre d'une communication mobile en milieu urbain peut être, dans une certaine mesure, décrit par un modèle de multitrajets similaire à celui du canal ionosphérique. La fréquence substantiellement supérieure (fréquence porteuse de l'ordre de

900 MHz) fait que la physique de la propagation est sensiblement différente. Une différence importante provient du nombre de trajets qui est lié à tous les obstacles réflecteurs éventuels (immeubles, sol) dont la variabilité est importante selon la nature des matériaux de construction, du sol, de la densité urbaine [9], [17] mais aussi selon la vitesse du véhicule. Celle-ci induit, sur l'onde transmise, un décalage Doppler, dont la valeur est directement liée à la valeur du produit scalaire entre le vecteur d'onde \vec{k} et le vecteur vitesse \vec{v} du véhicule :

$$f_{Dop}(t) = \frac{\vec{k}(t) \cdot \vec{v}(t)}{2\pi} = \frac{v(t)}{\lambda} \cos a(t) \quad (2)$$

$a(t)$ étant l'angle entre les deux vecteurs.

Certains auteurs ont proposé de décrire la propagation par un modèle de trajets moyens, avec des angles d'arrivée moyens, dans le cas de trajets proches [2]. Ceci a pour effet de réduire le nombre total de trajets. D'autres ont suggéré d'utiliser un modèle géométrique déterministe [15] intégrant des informations *a priori* sur la propagation.

Le modèle utilisé est globalement similaire selon que l'on se situe en milieu urbain ou en milieu rural, mais des paramètres tels que le nombre de trajets, les retards de groupe et l'amplitude des trajets dépendent fortement du milieu de propagation. Ainsi, le trajet direct (sans réflexion), présent en milieu rural, est généralement absent en milieu urbain. Les projets européens RACE ont construit des bases de données contenant des réponses impulsionnelles typiques couvrant toute la gamme des milieux de propagation envisageable [3]. La présence d'un réseau de capteurs sur le mobile est, pour des raisons d'encombrement, peu envisageable. En revanche, la station de base (située sur le toit d'un immeuble par exemple) dispose d'un réseau multicapteurs afin de discriminer les abonnés dont la communication transite par cette station de base.

2.2. un modèle paramétrique bande étroite pour la propagation

Modèle général pour un trajet non stationnaire

Soit $s(t)$ le signal d'entrée, en bande de base, écrit sous la forme complexe d'un signal analytique et donc, en désignant par f_0 la fréquence de la porteuse, $s(t)e^{j2\pi f_0 t}$ le signal modulé résultant à l'émission. Soit $Y(t)$ le signal reçu correspondant à un trajet unique depuis la source jusqu'à un capteur de référence. Le signal $Y(t)$ sera de la forme :

$$Y(t) = \rho(t)e^{j\Phi_0(t)} e^{j2\pi f_0 \cdot (t - \tau(t))} \cdot s(t - \tau(t)) \quad (3)$$

où $\tau(t)$ représente le retard, $\alpha(t) = \rho(t) \cdot e^{j\Phi_0(t)}$ un terme de gain complexe aléatoire. Les trois grandeurs $\rho(t)$, $\Phi_0(t)$ et $\tau(t)$ sont des fonctions aléatoires lentement variables.

Echantillonnage temporel et stationnarité

Nous serons amenés à analyser le signal à deux échelles de temps différentes. Chaque observation est constituée de K échantillons de signal espacés de T_e . On réalise P observations de ce type, espacées de T_p , comme indiqué sur la figure 1.

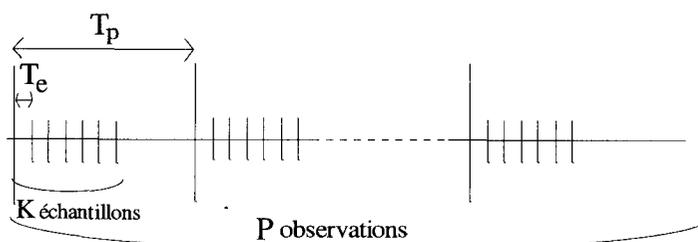


Figure 1. – Echantillonnage temporel.

A échelle fine, pendant la durée d'une observation, on supposera que la variation de $\rho(t)$, $\Phi_0(t)$ et $\tau(t)$ est négligeable, sauf en ce qui concerne un éventuel terme de Doppler induit sur la porteuse par la variation du retard. En prenant comme origine le début de l'observation, par un développement du premier ordre et en introduisant la fréquence Doppler F_D :

$$\begin{cases} f_0 \cdot \tau(t) = f_0 \cdot \tau + f_0 \cdot \frac{d\tau}{dt} t = f_0 \cdot \tau - F_D \cdot t \\ F_D \triangleq -f_0 \cdot \frac{d\tau}{dt} \end{cases} \quad (4)$$

On choisira pour $\rho(t)$ une loi de Rice s'il s'agit d'un trajet direct, une loi de Rayleigh s'il s'agit d'un écho. Pour Φ_0 , on prendra une loi équirépartie entre 0 et 2π .

A longue échelle, d'une observation à la suivante, on pourra introduire une non stationnarité, sous forme d'une dérive lente du paramètre τ et de fluctuations aléatoires de ρ et Φ .

Echantillonnage spatial et hypothèse bande étroite

L'analyse sera faite dans le cas stationnaire, où le vecteur directionnel, le retard, la fréquence Doppler sont constants, sachant que l'implémentation sous forme adaptative des algorithmes permet de suivre des variations lentes de ces paramètres.

Pour $\alpha(t)$, on précisera l'hypothèse retenue entre deux extrêmes : paramètre constant ou tirages indépendants d'une observation à l'autre.

2.3. cadre de l'étude

2.3.1. modèle de réponse impulsionnelle du canal

Par rapport au modèle général ci-dessus, nous indiquons un certain nombre d'options retenues dans cette présentation, en précisant s'il s'agit de simplifications ne restreignant pas la généralité de la méthode ou d'hypothèses fondamentales pour la validité.

• Dans la suite, nous ne tiendrons pas compte du décalage Doppler afin de simplifier le modèle et son estimation paramétrique. Son introduction ultérieure dans une estimation plus générale ne semble poser *a priori* aucune difficulté particulière, sinon d'augmenter la dimension du vecteur des paramètres recherchés. Afin de gagner en simplicité et en clarté dans l'exposé, nous n'estimerons qu'un angle d'incidence (noté θ dans toute la suite) en supposant le second connu. C'est souvent le cas en radiocommunications en hautes fréquences où l'azimut est le même pour tous les trajets (au décalage d'azimut près, dû à une légère différence d'inclinaison des couches de l'ionosphère). Les angles d'élévation dépendent de la hauteur des couches. Là encore, l'introduction d'une dimension supplémentaire ne pose aucune difficulté théorique particulière.

• Notre étude se place dans un contexte stationnaire pour les paramètres « utiles » (τ et θ), considérés comme indépendants du temps. La généralisation au cas non stationnaire peut se faire par une mise en œuvre adaptative des algorithmes proposés. Pour le paramètre d'amplitude aléatoire complexe α_m , comme nous l'avons déjà indiqué, les variations sont considérées comme négligeables pendant la durée d'une observation (échelle fine), alors que d'une observation à l'autre (échelle longue), nous passons à des réalisations différentes de la variable aléatoire. Il s'agit là d'une condition nécessaire pour l'utilisation de l'algorithme proposé au paragraphe 3.3 (au moins sous sa forme standard).

• Rappelons que cette étude se limite au cas d'un seul émetteur, de signal $s(t)$, et N sorties, correspondant aux N capteurs de l'antenne, soient $y^{(n)}(t)$ (ou $x^{(n)}(t)$ pour les signaux bruités (SIMO : Single Input Multiple Output). En présence de M trajets, le signal sur le capteur n prend la forme :

$$\begin{cases} x^{(n)}(t) = \sum_{m=1}^M \alpha_m \cdot a_n(\theta_m) \cdot s(t - \tau_m) + b^{(n)}(t) \\ a_n(\theta_m) = e^{-j2\pi \frac{\vec{u}_{\theta_m} \cdot \vec{d}_n}{\lambda_0}} \end{cases} \quad (5)$$

Le bruit additif est supposé blanc, stationnaire, décorrélié d'un capteur à l'autre.

• On doit enfin prendre en compte les filtres passe-bande d'émission et de réception sur le signal modulé et des filtres passe-bas sur le signal modulant, se traduisant par un filtre passe bas équivalent en bande de base de réponse impulsionnelle $\varphi(t)$. La durée de la réponse impulsionnelle se situant dans « l'échelle fine » pour lequel le canal est stationnaire, l'effet des filtres se résume à la convolution des signaux précédents par $\varphi(t)$. Pour le capteur n , le canal entre la source et le signal reçu est donc finalement caractérisé par la réponse impulsionnelle, dans laquelle a représente le vecteur directeur :

$$h^{(n)}(t) = \sum_{m=1}^M \alpha_m \cdot a_n(\theta_m) \cdot \varphi(t - \tau_m) \quad (6)$$

2.3.2. forme discrète du modèle

Le traitement algorithmique des données se fait sur les signaux échantillonnés. Nous nous plaçons dans l'hypothèse d'horloges synchrones à l'émission et à la réception. On considère que les signaux d'entrée et de sortie vérifient la condition de Shannon, ce qui suppose que le filtre $\varphi(t)$ présente un caractère passe-bas strict. Dans ces conditions les signaux à temps discret $s[k]$ et $y^{(n)}[k]$ se correspondent par une relation de filtrage linéaire dont la réponse impulsionnelle $h^{(n)}[k]$ s'obtient simplement par échantillonnage de $h^{(n)}(t)$ à la période T_e . Plus précisément, on obtient pour la réponse impulsionnelle discrète :

$$h^{(n)}[k] = \sum_{m=1}^M \alpha_m \cdot a_n(\theta_m) \cdot \varphi(kT_e - \tau_m) \cdot T_e \quad (7)$$

et pour le signal sur le capteur n :

$$x^{(n)}[k] = \sum_{l=0}^{\infty} h^{(n)}[l] \cdot s[k-l] + b^{(n)}[k] \quad (8)$$

Avec un filtre passe bas de sortie voisin d'un sinus cardinal (filtre de Nyquist), le bruit blanc $b^{(n)}(t)$ génère des échantillons décorrélés. Le bruit $b^{(n)}[k]$ du modèle discret est alors blanc temporellement et spatialement. Notons que pour les simulations, on a utilisé pour $\varphi(t)$ un sinus cardinal tronqué symétriquement à une longueur totale $50T_e$ et translaté pour le rendre causal.

3. résultats sur l'identification active d'un canal à multi-trajets

3.1. la séparation spatio-temporelle active des multi-trajets

L'identification active des multitrajets a été très développée dans le domaine temporel. L'utilisation de méthodes à haute résolution temporelle de type MUSIC a été depuis longtemps introduite [19]. L'idée d'améliorer les performances en rajoutant la dimension spatiale a été concrétisée plus récemment [12], [11].

L'inconvénient des méthodes actives pour un canal de communication non stationnaire est de nécessiter l'envoi périodique d'un signal connu. Notons que cette difficulté est contournée dans les algorithmes temporels d'égalisation adaptative sur signaux binaires où, après verrouillage, les niveaux émis peuvent être restitués exactement [16]. L'extension spatio-temporelle est un sujet de recherches actuelles important [20].

Une autre façon de s'affranchir de la contrainte du signal de référence réside dans l'utilisation de méthodes passives. Dans ce

dernier domaine, l'évolution s'est faite en sens inverse. Ce sont les méthodes spatiales de séparation qui sont appliquées depuis longtemps, alors que l'introduction de l'aspect temporel est toute récente.

Le formalisme général spatio-temporel s'introduit de la façon la plus naturelle dans le contexte actif : c'est l'objet du paragraphe suivant. La notion de sous-espace signal spatio-temporel conduit à l'algorithme d'identification « MUSICAL » [11], dont nous introduisons une formulation bande étroite, qui se prête à une variante originale et importante en contexte purement stationnaire. Cette méthode se transpose de façon immédiate à la séparation des multitrajets à partir d'une suite d'estimées de la réponse impulsionnelle, ce qui donne la solution à la deuxième étape de notre problème, tel que présenté en introduction. La section 4 pourra ainsi être consacrée aux problèmes supplémentaires apparaissant pour la déconvolution aveugle en contexte passif.

3.2. formalisme des méthodes à haute résolution spatio-temporelles

3.2.1. le vecteur observation spatio-temporel et le sous-espace signal

Par échantillonnage temporel à l'instant t_k de l'équation (5), on obtient pour chaque capteur la relation :

$$x^{(n)}[k] = \sum_{m=1}^M \alpha_m a_n(\theta_m) s(t_k - \tau_m) + b^{(n)}[k] \quad (9)$$

Elle peut se condenser sous forme vectorielle, pour les N capteurs par :

$$\mathbf{x}[k] = \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{a}(\theta_m) s(t_k - \tau_m) + \mathbf{b}[k] \quad (10)$$

avec

$$\mathbf{x}^T = [x^{(1)} \dots x^{(N)}], \quad \mathbf{a}^T = [a_1 \dots a_N], \\ \mathbf{b}^T = [b^{(1)} \dots b^{(n)}].$$

En regroupant K échantillons successifs, on obtient une expression de l'observation sous forme d'une matrice $N \times K$, combinaison linéaire de M matrices élémentaires paramétrées en angles et en retards :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}[k] \dots \mathbf{x}[k - K + 1]] = \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{C}(\theta_m, \tau_m) + \mathbf{B} \quad (11)$$

avec

$$\mathbf{C}_m = \mathbf{C}(\theta_m, \tau_m) = \mathbf{a}(\theta_m) \cdot \mathbf{s}^T(\tau_m)$$

et

$$\mathbf{s}^T(\tau_m) = [s(t_k - \tau_m) \dots s(t_{k-K+1} - \tau_m)]$$

Si $M < KN$, dans l'espace des matrices de dimension $K \times N$, l'observation est donc confinée dans un sous-espace de dimension M . L'identification de ce sous-espace ne sera possible que si l'on dispose au moins de $P \geq M$ observations avec des coefficients de la combinaison linéaire variables, de telle sorte que tout le sous-espace soit couvert. Les coefficients α_m doivent donc impérativement être variables d'une observation à l'autre pour que les méthodes de sous-espace s'appliquent.

3.2.2. l'algorithme MUSIC spatio-temporel actif bande étroite

Pour l'application du formalisme général de MUSIC, la matrice $K \times N$ d'observation et la matrice paramétrique spatio-temporelle sont réécrites sous forme d'un seul vecteur colonne, en mettant bout à bout les K colonnes de la matrice, si $\mathbf{x} = \mathbf{X}(\cdot)$, $\mathbf{c}_m = \mathbf{C}_m(\cdot)$ et $\mathbf{b} = \mathbf{B}(\cdot)$, on obtient alors :

$$\mathbf{x} = \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{c}_m + \mathbf{b} \quad (12)$$

On forme la matrice de covariance empirique $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}$ correspondant aux P observations successives. L'espace signal est identifié comme associé aux M plus grandes valeurs propres. En désignant par \mathbf{U}_i et λ_i les éléments propres de la matrice $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}$, par Π_S et Π_B les projecteurs sur l'espace signal et l'espace bruit :

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \mathbf{x}(p) \mathbf{x}(p)^H = \sum_{i=1}^{NK} \lambda_i \mathbf{U}_i \mathbf{U}_i^H, \quad (13)$$

$$\Pi_S = \sum_{i=1}^M \mathbf{U}_i \mathbf{U}_i^H \text{ et } \Pi_B = \mathbf{I} - \Pi_S$$

Le projecteur sur l'espace bruit, [4], [22], doit être orthogonal aux M vecteurs paramétriques associés aux trajets. Les couples (θ_m, τ_m) doivent ainsi paraître comme des minima de la fonction discriminante :

$$f(\theta, \tau) = \frac{\mathbf{c}(\theta, \tau)^H \Pi_B \mathbf{c}(\theta, \tau)}{\mathbf{c}(\theta, \tau)^H \mathbf{c}(\theta, \tau)} \quad (14)$$

Variante importante en contexte stationnaire :

Comme nous l'avons indiqué en 3.2.1, si les amplitudes sont constantes, la méthode précédente est en défaut. Par contre, si N et K sont supérieurs à M , on constate d'après (11) que le sous-espace colonne de la matrice \mathbf{X} est généré par les vecteurs $\mathbf{a}(\theta_m)$, le sous-espace ligne par les vecteurs $\mathbf{s}(\tau_m)$. A partir de la matrice observation simplement moyennée, espace ligne et espace colonne sont identifiés par SVD, permettant une estimation séparée des angles et des retards, même en contexte stationnaire.

3.3. identification des multi-trajets à partir de la réponse impulsionnelle

3.3.1. parallèle avec l'identification en contexte actif

Supposons que l'on dispose de valeurs bruitées de la réponse impulsionnelle des N canaux, conformes au modèle (5). On retrouve formellement la même structure que pour l'équation (9) obtenue en contexte actif.

Soit \mathbf{H}_N la matrice NL des réponses impulsionnelles des N capteurs :

$$\mathbf{H}_N = [\mathbf{h}^{(1)} \quad \dots \quad \mathbf{h}^{(N)}] \quad (15)$$

On obtient alors, comme au paragraphe 3.2.1. la forme de relation :

$$\mathbf{H}_N = \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{C}(\theta_m, \tau_m) + \mathbf{B} \quad (16)$$

où l'on a simplement remplacé, dans la définition de $\mathbf{C}()$, le signal $s(t)$ par la réponse impulsionnelle $\varphi(t)$ du filtre :

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_m &= \mathbf{C}(\theta_m, \tau_m) = \varphi(\tau_m) \mathbf{a}^T(\theta_m) \\ \varphi(\tau_m)^T &= [\varphi(t_k - \tau_m) \quad \dots \quad \varphi(t_{k-K+1} - \tau_m)] \end{aligned} \quad (17)$$

3.3.2. algorithme d'identification

L'algorithme est la transposition directe de celui du cas actif. La matrice \mathbf{H}_N des réponses impulsionnelles est réécrite sous forme d'un seul vecteur colonne \mathbf{h} . L'estimation se fait à partir de matrice de covariance empirique $\hat{\mathbf{R}}_h$ correspondant à P « observations » successives de ce vecteur :

$$\mathbf{h} = \mathbf{H}_N(:,) \text{ et } \hat{\mathbf{R}}_h = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \mathbf{h}(p) \mathbf{h}(p)^H \quad (18)$$

Les angles et retards sont obtenus par la fonction discriminante de MUSIC.

La même variante matricielle évoquée précédemment est envisageable en contexte stationnaire (amplitudes constantes).

3.4. simulations

3.4.1. description des simulations

L'objectif principal des simulations présentées dans cette section est de mettre en évidence l'amélioration apportée par l'introduction de la dimension temporelle dans l'identification, par rapport à une analyse uniquement spatiale. Le signal émis est du type FSK, avec 3 échantillons par symbole. Les amplitudes α_m sont supposés stationnaires sur la durée d'une trame. D'une trame à

l'autre ces amplitudes varient, mais lentement : nous avons choisi de faire d'une observation à l'autre des tirages indépendants d'une loi de Rayleigh, en supprimant la variation de phase (des tirages indépendants de la phase donneraient une décorrélation totale des trajets, peu réaliste).

L'antenne réceptrice est linéaire, composée de $N = 5$ capteurs espacés de $\lambda/2$. La longueur d'une observation est de $K = 10$ échantillons : la dimension du vecteur spatio-temporel est donc de $NK = 50$. La matrice de covariance est calculée à partir de $P = 20$ vecteurs.

3.4.2. étude de la résolution (trois trajets)

Nous avons choisi une propagation avec $M = 3$ trajets de même atténuation, caractérisés respectivement par les angles d'azimut en degrés et les retards de groupe en périodes d'échantillonnage ($30^\circ; 0, 7T_e$), ($60^\circ; 3, 3T_e$), ($69^\circ; 3, 8T_e$).

Dans notre exemple, $D/\lambda = 1/4$, conduisant à un lobe principal d'une quinzaine de degré dans le meilleur cas (axe de l'antenne) : la formation de voie ne peut pas résoudre les deux dernières directions, trop proches. Pour MUSIC la situation est défavorable du fait de la corrélation entre trajets (malgré l'effet des fluctuations des α_m) si bien que les pics ne sont pas résolus non plus dès que le rapport signal sur bruit se dégrade. Ceci est illustré sur la figure 2, correspondant à un rapport signal sur bruit de 3dB (entendu pour un capteur et le signal d'une source).

Par contre on voit sur la figure 3, qui représente le spectre de MUSIC spatio-temporel, que la résolution est améliorée et permet de distinguer clairement les trois pics.

Cette supériorité est confirmée par une analyse des performances en détection, à partir du rang estimé de la matrice de covariance. Ce rang est déterminé pour les deux méthodes en utilisant le critère MDL [26], [13]. Le résultat est représenté figure 4, indiquant pour les deux méthodes le taux de résultats corrects obtenus.

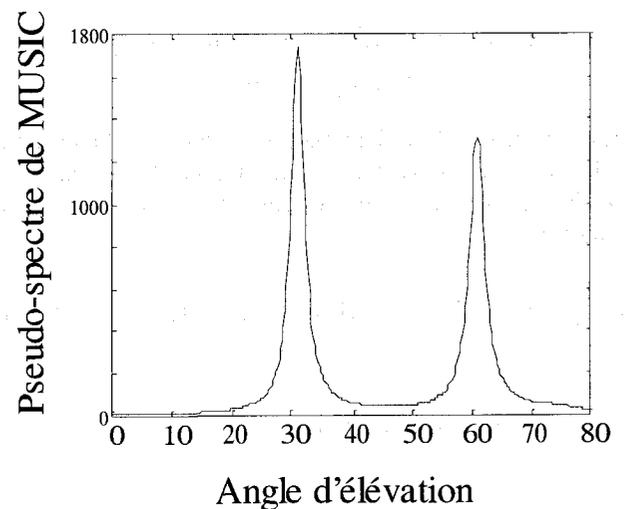


Figure 2. – Spectre de MUSIC monodimensionnel.

3.4.3. étude de la précision (deux trajets)

L'exemple traité concerne deux trajets de même atténuation, caractérisés par les paramètres $(30^\circ; 0, 7T_e)$, $(60^\circ; 3, 3T_e)$. Ici c'est l'erreur quadratique moyenne sur l'estimation des angles qui a été portée pour les deux méthodes, mettant en évidence l'amélioration de la précision pour la méthode spatio-temporelle.

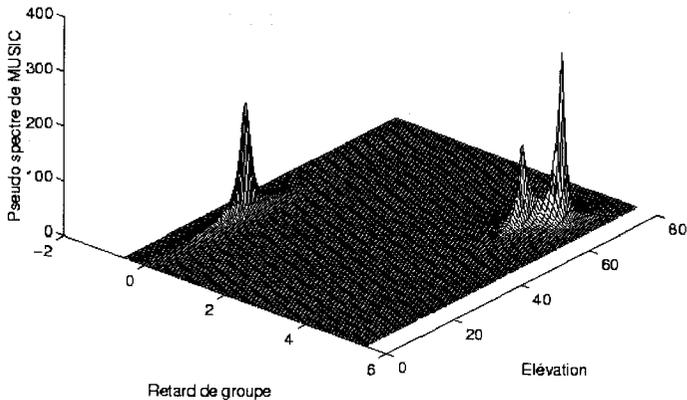


Figure 3. – Spectre de MUSIC bidimensionnel.

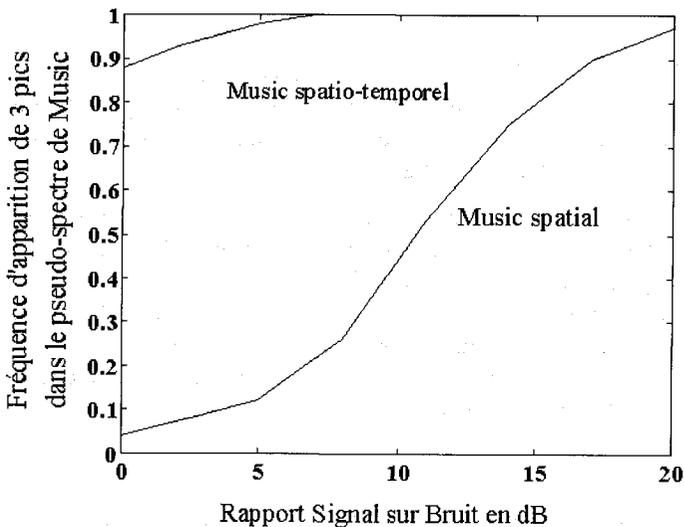


Figure 4. – Fréquence d'apparition de 3 maxima dans les pseudo-spectres de MUSIC spatial et spatio-temporel.

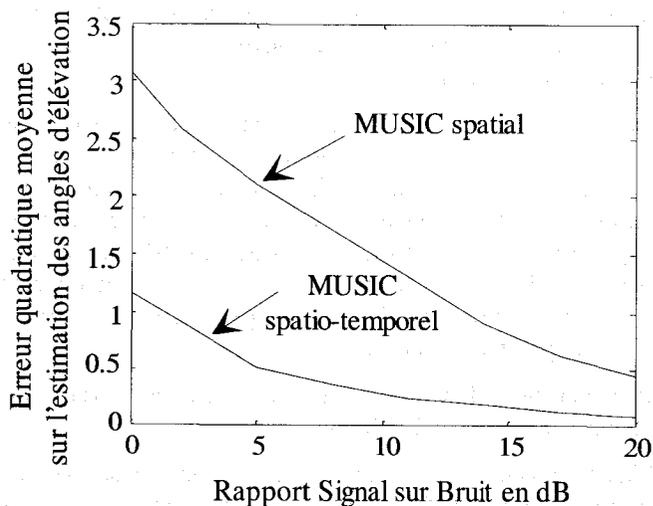


Figure 5. – Erreur quadratique moyenne en fonction du rapport signal sur bruit.

4. détermination autodidacte des réponses impulsionnelles

4.1. faisabilité et stratégies de déconvolution

4.1.1. présentation

Comme nous l'avons déjà indiqué, l'envoi périodique d'une séquence d'égalisation pour une identification active réduit considérablement le débit de transmission, outre le fait qu'elle n'est possible qu'avec une source coopérative.

Les exigences de débit de plus en plus élevé nécessitent de rechercher des algorithmes d'égalisation et d'identification qui opèrent en mode passif. Cela veut dire que contrairement au cas précédent, il n'existe pas de séquence d'égalisation prédéterminée. L'identification des canaux devra donc être effectuée en présence de signaux émis totalement inconnus.

La faisabilité même de ce problème d'identification n'est pas évidente : c'est le premier point qui sera évoqué. On établira une condition nécessaire d'identifiabilité dans le cas de filtres à réponse impulsionnelle finie, sachant qu'il restera toujours au moins une indétermination à un facteur scalaire et un retard communs près sur les fonctions de transfert.

Le choix d'une stratégie en deux étapes, annoncé dans l'introduction, sera ensuite brièvement discuté.

4.1.2. faisabilité de la déconvolution autodidacte

Sur la base d'une formulation purement mono-fréquence des méthodes à haute résolution, le problème de séparation passive des sources a été longtemps mal posé, sous forme de restitution des composantes d'une combinaison linéaire de variables aléatoires. Ce problème ne trouvait de solution que par la prise en compte d'éventuelles différences dans les lois de distribution, ce qui a conduit à la semi-impasse des méthodes fondées sur les statistiques d'ordres supérieurs, lourdes et peu efficaces.

Une formulation correcte, en termes de restitution des composantes d'un mélange convolutif de fonctions aléatoires, a donné

avec les travaux de Tong, Xu et Kailath [24] un nouvel essor à la déconvolution autodidacte au second ordre.

Pour notre cas, à partir de l'observation des sorties de N canaux issus de la même source, l'objectif est d'estimer les N réponses impulsionnelles des canaux, sans connaître le signal émis. Nous considérons uniquement le cas où les N canaux sont des filtres à réponse impulsionnelle finie de longueur L . Avant de parler d'algorithmes optimaux ou simplement réalistes d'estimation, des considérations et exemples élémentaires permettent de cerner plus concrètement le sujet.

Nous considérons uniquement le cas où les N canaux sont les filtres à réponse impulsionnelle finie de longueur L .

a) Supposons que l'entrée $s[k]$ soit une séquence finie $0 \leq k \leq p - 1$ de longueur p . En introduisant les transformées en z de l'entrée et des réponses impulsionnelles des N canaux, nous obtenons donc des polynômes en z^{-1} . Le polynôme d'entrée $s(z)$, arbitraire, est supposé sans zéro commun avec aucun des N filtres $h^{(n)}(z)$.

Si les polynômes associés aux N filtres sont également premiers entre eux, les seuls zéros communs aux N polynômes de sortie $h^{(n)}(z).s(z)$ sont ceux de $s(z)$. Pour chaque sortie, les autres zéros sont ceux du filtre correspondant : chaque polynôme $h^{(n)}(z)$ se trouve ainsi identifié, à un facteur près, par ses zéros.

b) Plus concrètement, on peut travailler sur les coefficients des polynômes, plutôt que sur les zéros. En l'absence de bruit, remarquons que, les deux canaux $h^{(i)}(z)$ et $h^{(j)}(z)$ satisfont évidemment à l'équation :

$$\widehat{H}^{(i)}(z)X^{(j)}(z) = \widehat{H}^{(j)}(z)X^{(i)}(z) \quad (19)$$

puisque $X^{(i)}(z) = H^{(i)}(z)S(z)$ et $X^{(j)}(z) = H^{(j)}(z)S(z)$.

Dans cette égalité, en identifiant terme à terme les coefficients des polynômes entre les deux membres, on obtient un système homogène surdimensionné de $2L + P$ équations linéaires à $2L$ inconnues, qui admet les polynômes cherchés comme solution, solution unique à un coefficient près d'après l'analyse précédente si les polynômes sont premiers entre eux. Par contre on retrouve le fait que si les polynômes ont un zéro commun z_0 la solution n'est pas unique : en effet, par exemple les polynômes $\frac{H^{(i)}(z)}{z - z_0}$ et $\frac{H^{(j)}(z)}{z - z_0}$ sont également solutions.

En présence de bruit, une solution approchée peut être obtenue par une méthode de moindres carrés : c'est le principe qui sera utilisé pour la méthode présentée au paragraphe 4.4, d'après [28], en appliquant (19) en généralisant à tous les couples possibles de sorties.

c) Toujours dans l'hypothèse où les polynômes sont premiers entre eux, on sait d'après l'identité de Bezout généralisée, qu'il existe N polynômes de degré $L - 1$, $G^{(1)}(z), \dots, G^{(M)}(z)$ tels que :

$$H^{(1)}(z)G^{(1)}(z) + \dots + H^{(M)}(z)G^{(M)}(z) = 1 \quad (20)$$

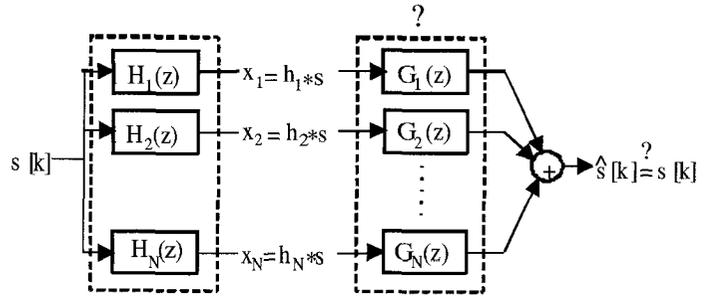


Figure 6. – Principe de la déconvolution autodidacte multivoies.

En multipliant les deux membres par $s(z)$ on obtient :

$$S(z) = \sum_{m=1}^M G^{(m)}(z)X^{(m)}(z) \quad (21)$$

Cette relation démontre un résultat capital pour les applications en télécommunications, la possibilité de réaliser l'égalisation à partir des N sorties par un filtrage RIF spatio-temporel d'horizon L , selon le schéma de la figure 6.

Une application de cette relation à notre problème de déconvolution sera présentée au paragraphe 4.5, d'après [1], dans le cas particulier où la séquence d'entrée est un bruit blanc. Cette méthode est fondée sur la prédiction linéaire multivoie. D'après le résultat ci-dessus, l'innovation du prédicteur à l'ordre L coïncide à un facteur près avec $s[k]$; connaissant alors l'entrée et les sorties, on identifie immédiatement les fonctions de transfert.

Conclusions :

Nous nous sommes placés dans l'hypothèse (ou l'approximation) où les réponses impulsionnelles sont de durée finie L . Nous avons trouvé une condition générale d'identifiabilité : les polynômes $h^{(n)}(z)$ ne doivent pas avoir de zéro commun. Une analyse préliminaire [13] indique que cette condition ne serait en défaut en traitement d'antenne que pour deux directions d'arrivée confondues ou ambiguës pour cette antenne.

Il apparaît ensuite que les réponses impulsionnelles ne peuvent être identifiées qu'à un coefficient K et un retard $c.T_e$ près. En effet on peut multiplier toutes les fonctions de transfert par Kz^{-c} et retrouver les mêmes signaux de sortie si l'on remplace l'entrée $s(z)$ par $s(z).z^c/K$. Autrement dit les paramètres de l'entrée $s(z)$ et des filtres $h^{(n)}(z)$ fonctions n'intervenant dans l'observation que par les produits $s(z).h^{(n)}(z)$, ne peuvent pas être traités comme des paramètres indépendants :

- la redondance d'amplitude sera levée en introduisant une contrainte sur la norme des filtres
- l'indétermination sur le retard sera levée en prenant les coefficients des filtres RIF $h^{(n)}$ non nuls sur un intervalle imposé d'amplitude $L.T_e$, en pratique $[0, LT_e]$. L'effet sera de ramener à zéro l'estimée correspondant au retard minimum.

4.1.3. stratégies possibles d'identification des paramètres

Soit \mathbf{h} le vecteur concaténé des réponses impulsionnelles des N capteurs défini par (15) et (18), de longueur $N \times L$, fonction des angles θ , des retards τ et des amplitudes α , soit $\mathbf{h}(\theta, \tau, \alpha)$. Divers algorithmes, dont deux seront détaillés plus loin, ramènent l'estimation de \mathbf{h} à la minimisation d'une forme quadratique $\mathbf{h}^H \mathbf{Q} \mathbf{h}$, où la matrice \mathbf{Q} est construite à partir de l'observation.

Pour estimer les paramètres, on peut envisager soit une minimisation directe du critère par rapport aux paramètres multi-trajets θ, τ, α , soit une méthode en deux étapes :

– première étape : déconvolution aveugle sous forme d'un vecteur \mathbf{h} de dimension L non paramétré, où l'on introduit implicitement la contrainte sur le retard (filtres RIF calés entre 0 et LT_e) et explicitement la contrainte sur la norme :

$$\mathbf{h}_1 = \underset{\|\mathbf{h}\|=1}{\text{Arg min}} (\mathbf{h}^H \mathbf{Q} \mathbf{h}) \quad (22)$$

– deuxième étape : identification des multi-trajets par minimisation de :

$$(\mathbf{h}(\theta, \tau, \alpha) - \mathbf{h}_1)^H \mathbf{Q} (\mathbf{h}(\theta, \tau, \alpha) - \mathbf{h}_1)$$

La méthode directe est plus élégante et donne de bons résultats [13], mais ne se prête pas à des algorithmes simples de type MUSIC.

C'est la méthode en deux étapes qui est seule étudiée dans cet article. Pour la déconvolution aveugle deux algorithmes du type ci-dessus, avec la forme correspondante de la matrice \mathbf{Q} , seront décrits et comparés avec un algorithme fondé sur la prédiction linéaire. Pour l'identification des paramètres multi-trajets θ, τ, α , c'est la méthode présentée au paragraphe 3.3 qui est utilisée.

4.2. présentation des méthodes de déconvolution aveugle étudiées

4.2.1. choix des méthodes

Les méthodes spatiales à haute résolution sont essentiellement fondées sur l'exploitation de l'orthogonalité entre sous-espace signal et sous-espace bruit. Ceci reste vrai pour les méthodes spatio-temporelles. S'inspirant de deux formes classiques du Maximum de Vraisemblance conditionnel, on peut exprimer soit l'orthogonalité entre la matrice de covariance estimée et le modèle paramétrique du projecteur sur l'espace bruit, soit inversement l'orthogonalité entre le projecteur bruit estimé et le modèle paramétrique de la matrice de covariance. Nous présentons deux algorithmes simples illustrant ces deux approches (§ 4.4. méthode de « filtrages croisés » et § 4.3. « méthode de sous-espaces »).

Une troisième méthode spécifique au domaine spatio-temporel est testée, fondée sur la prédiction linéaire multivoie. Elle repose sur

l'hypothèse que la suite $s[k]$ est formée d'échantillons décorrélés, ce qui réduit son champ d'application. Remarquons cependant que les méthodes de compression numérique tendent précisément à générer cette propriété pour les signaux émis.

4.2.2. approximation RIF et forme paramétrique du signal spatio-temporel

Toute l'analyse repose sur l'approximation des réponses impulsionnelles entre source et capteurs par des filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF) de longueur $L + 1$. On a vu que le recalage des coefficients non nuls sur l'intervalle $[0, L]$ résout le problème d'indétermination des retards, en ramenant le retard minimum estimé à zéro. Le choix de L sera traité au paragraphe suivant, comme un problème classique de choix de l'ordre d'une représentation paramétrique.

Dans ces conditions, la relation de convolution (8) pour le signal non bruité y sur le capteur n , tronquée à $L+1$ termes, peut s'écrire :

$$\text{pour } 0 \geq k \geq -K + 1 \quad y^{(n)}[k] = [0, \dots, 0, \mathbf{h}^{(n)T}, 0, \dots, 0] \mathbf{s} \quad (23)$$

soit, sous forme matricielle pour une observation comportant K échantillons :

$$\mathbf{y}^{(n)} = \mathbf{H}^{(n)} \mathbf{s} \quad \mathbf{x}^{(n)} = \mathbf{y}^{(n)} + \mathbf{b} \quad (24)$$

où l'on a utilisé les notations :

$$\mathbf{h}^{(n)} = \begin{bmatrix} h^{(n)}[0] \\ \vdots \\ h^{(n)}[L] \end{bmatrix} \quad \mathbf{s} = \begin{bmatrix} s[0] \\ \vdots \\ s[-K - L + 1] \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\mathbf{y}^{(n)} = \begin{bmatrix} y^{(n)}[0] \\ \vdots \\ y^{(n)}[-K + 1] \end{bmatrix} \quad \mathbf{H}^{(n)} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}^{(n)T}, 0, \dots, 0 \\ \vdots \\ 0, \dots, 0, \mathbf{h}^{(n)T} \end{bmatrix}$$

En concaténant les signaux des N capteurs, on obtient l'expression paramétrique du vecteur spatio-temporel :

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}(\theta, \tau, \alpha) \mathbf{s} + \mathbf{b} \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x^{(1)} \\ \vdots \\ x^{(N)} \end{bmatrix} \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{H}^{(N)} \end{bmatrix} \quad (26)$$

La matrice \mathbf{H} est une matrice à NK lignes et $K + L$ colonnes; on supposera $NK > K + L$. Sous réserve que les polynômes $h^{(n)}(z)$ soient premiers entre eux, on démontre (dans [25]) que \mathbf{H} est de rang maximum $K + L$, donc que les vecteurs colonnes sont linéairement indépendants.

D'après (26), le vecteur spatio-temporel est une combinaison linéaire des vecteurs colonnes de \mathbf{H} avec les coefficients $s[k]$: il appartient donc au « sous espace signal » généré par ces $L + K$ vecteurs dans un espace de dimension NK .

L'identification des réponses impulsionnelles à partir d'une méthode de sous-espace exige que l'on dispose de P vecteurs

observations qui engendrent tout l'espace signal. Une condition nécessaire est bien entendu que $P \geq L + K$; on aura également une condition sur la séquence d'entrée, que l'on peut expliciter en calculant la matrice de covariance empirique de \mathbf{y} . Si l'on indice en p les observations successives, on obtient :

$$\hat{\mathbf{R}}_y = \frac{1}{P} \sum_p \mathbf{y}_p \mathbf{y}_p^H = \mathbf{H}^H \frac{1}{P} \sum_p \mathbf{s}_p \mathbf{s}_p^H \mathbf{H} = \mathbf{H}^H \hat{\mathbf{R}}_s \mathbf{H} \quad (27)$$

Pour que $\hat{\mathbf{R}}_y$ soit de rang $L + K$ (égal à celui de \mathbf{H}) la condition est que la covariance empirique soit elle-même de rang plein $L + K$. Ceci sera assuré presque sûrement, pour des séquences aléatoires successives d'entrée indépendantes, si la matrice de covariance est définie positive et que $P \geq L + K$. Pour les entrées usuelles, la condition sur la matrice de covariance d'entrée $\hat{\mathbf{R}}_s$ est peu restrictive et on la supposera satisfaite. Seule subsiste donc la condition $P \geq L + K$.

4.2.3. détermination de l'ordre L des filtres RIF approchés

Pour un modèle avec filtres de longueur L , on vient de voir que la matrice de covariance empirique du signal non bruité serait d'ordre $L + K$ pourvu que $P \geq L + K$. Pour le signal réellement observé en présence de bruit, on forme la matrice de covariance empirique pour une valeur suffisamment élevée de P et on calcule le rang apparent par un des critères usuels. Nous avons utilisé le critère MDL [26], en l'occurrence en cherchant le minimum de la fonction de $r = L + K$ [13] :

$$MDL(r) = -\ln \left(\frac{g(r)}{a(r)} \right)^{P(NK-r)} + \frac{r}{2} (2NK - r) \ln(P) \quad (28)$$

où $g(r)$ et $a(r)$ désignent respectivement la moyenne géométrique et la moyenne arithmétique des $NK - r$ plus petites valeurs propres.

Notons que ce critère implique que la matrice $\hat{\mathbf{R}}_y$ soit de rang plein, ce qui impose de prendre $P \geq NK$. Soit L_0 un majorant de l'inconnue L ; le respect de la condition $NK > L + K$ impose de choisir $K > L_0 / (N - 1)$.

4.2.4. remarques sur le maximum de vraisemblance déterministe

Nous avons souligné que les méthodes de sous-espaces s'interprètent comme des variantes sous optimales du critère du maximum de vraisemblance déterministe, qui, après élimination des paramètres d'amplitude des sources se ramène à deux formes de base valables en spatial, [6], [7], [23], mais aussi en spatio-temporel [13]. Nous utiliserons les notations suivantes :

$$\text{Moyenne temporelle sur } p : \frac{1}{P} \sum_p (\cdot) = \langle \cdot \rangle$$

Projecteur sur l'espace signal et l'espace bruit :

$$\text{Estimés : } \hat{\Pi}_S + \hat{\Pi}_B = \mathbf{I}_{NK}$$

$$\text{Paramétriques : } \Pi_S(\eta) + \Pi_B(\eta) = \mathbf{I}_{NK}$$

Vecteurs spatio-temporels et covariance empirique :

$$\text{Observés : } \mathbf{x}, \hat{\mathbf{R}}_x = \langle \mathbf{x} \mathbf{x}^H \rangle$$

$$\text{Paramétriques sans bruit : } \mathbf{y}(\eta), \mathbf{R}_y(\eta) = \langle \mathbf{y}(\eta) \mathbf{y}(\eta)^H \rangle$$

Avec ces notations, les deux expressions classiques du maximum de vraisemblance, qui exploitent de façon optimale l'orthogonalité entre le signal et le sous-espace bruit, prennent la forme suivante :

Minimisation de :

$$MVR(\eta) = \left\langle \left\| \Pi_B(\eta) \cdot \mathbf{x} \right\|^2 \right\rangle = \text{Trace} \left(\Pi_B(\eta) \cdot \hat{\mathbf{R}}_x \right) \quad (29)$$

Minimisation de :

$$MVR(\eta) = \left\langle \left\| \hat{\Pi}_B \cdot \mathbf{y}(\eta) \right\|^2 \right\rangle = \text{Trace} \left(\hat{\Pi}_B \cdot \mathbf{R}_y(\eta) \right)$$

Comme nous l'avons indiqué, la minimisation est accompagnée de contraintes sur les paramètres, pour éliminer la redondance sur les retards et les amplitudes. Ceci entraîne que le calcul conventionnel des bornes de Cramer Rao ne s'applique pas. Compte tenu de la nature des contraintes, l'adaptation n'est pas triviale et le calcul des bornes modifiées n'a pas été fait ici. Nous pourrions tout au plus interpréter qualitativement l'évolution des performances observées en simulation en fonction de l'écart avec les critères optimaux ci-dessus.

Nous allons maintenant décrire les trois méthodes étudiées.

4.3. méthode des sous-espaces

Cette méthode [18] se relie à la deuxième forme du Maximum de Vraisemblance (29). En utilisant l'expression (27) de $\hat{\mathbf{R}}_y$, le critère optimal serait la minimisation de $\text{Trace} \left(\hat{\Pi}_B \mathbf{H}(\eta) \mathbf{R}_s \mathbf{H}(\eta)^H \right)$. La méthode proposée dérive de ce critère, en renonçant à la pondération \mathbf{R}_s , la propriété d'orthogonalité entre l'espace bruit et les colonnes de $\mathbf{H}(\eta)$ restant toujours valable. Le critère proposé s'énonce donc de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \text{Critère à minimiser : } C_1(\eta) &= \text{Trace} \left(\hat{\Pi}_B \mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H \right) \\ \text{Contrainte : } \|\mathbf{h}(\eta)\| &= 1 \end{aligned} \quad (30)$$

Notons que ce critère modifié redevient optimal si \mathbf{R}_s est une matrice scalaire, c'est-à-dire si les éléments de la suite d'entrée sont décorrélés.

En utilisant la relation $\Pi_S + \Pi_B = \mathbf{I}_{NK}$, on obtient l'égalité $\hat{\Pi}_B \mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H = \mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H - \hat{\Pi}_S \mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H$. D'autre part, d'après la forme de \mathbf{H} , on constate que $\text{Trace} \left(\mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H \right) = K \|\mathbf{h}\| = K$. On en déduit que minimiser le critère ci-dessus équivaut à maximiser la quantité :

Critère à maximiser :

$$\bar{C}_1(\eta) = K - C_1(\eta) = \text{Trace} \left(\hat{\Pi}_S \mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H \right)$$

Contrainte : $\|\mathbf{h}(\eta)\| = 1$ (31)

En général le rang de Π_S étant inférieur à celui de Π_B , cette deuxième forme conduit à des calculs plus simples. D'après l'expression de \mathbf{H} , on voit que le critère est une forme quadratique homogène vis à vis des coefficients du vecteur réponse impulsionnelle \mathbf{h} , donc de la forme :

$$\bar{C}_1(\eta) = \mathbf{h}^H \mathbf{Q}_1 \mathbf{h}$$

Dans ces conditions, la solution de (31) pour \mathbf{h} est le vecteur propre de \mathbf{Q}_1 correspondant à la valeur propre maximale. Le calcul de \mathbf{Q}_1 , purement technique, est mené en Annexe 7.1.

4.4. méthode de projection par filtrages croisés

Cette méthode a comme point de départ la relation (19), réécrite dans le domaine temps. On peut reprendre le formalisme de l'équation (23), pour écrire la convolution d'une séquence $\mathbf{x}^{(i)}$ de la sortie du canal i par la réponse $\mathbf{h}^{(j)}$ du canal j , sous la forme matricielle $\mathbf{z}^{(i,j)} = \mathbf{H}^{(j)} \mathbf{x}^{(i)}$. La différence $\mathbf{z}^{(i,j)} - \mathbf{z}^{(j,i)}$ à minimiser peut alors elle-même s'écrire :

$$\mathbf{d}^{(i,j)} = \mathbf{H}^{(j)} \mathbf{x}^{(i)} - \mathbf{H}^{(i)} \mathbf{x}^{(j)} = \begin{bmatrix} 0, \dots, \mathbf{H}^{(j)}, \dots, -\mathbf{H}^{(i)}, \dots, 0 \end{bmatrix} \mathbf{x} = \mathbf{H}^{(i,j)} \mathbf{x} \quad (32)$$

Notons que si K est la longueur de chaque observation $\mathbf{x}^{(i)}$, le nombre de points calculés pour la différence est de $K - L + 1$ (condition $K \geq L$).

Les $N(N-1)/2$ différences possibles, classées par ordre croissant du couple (i, j) pour $i < j$ peuvent être regroupées en un seul vecteur colonne :

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}^{(1,2)} \\ \vdots \\ \mathbf{d}^{(N-1,N)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}^{(1,2)} \\ \vdots \\ \mathbf{H}^{(N-1,N)} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{H}_D(\eta) \cdot \mathbf{x} \quad (33)$$

où la notation rappelle que l'on utilise les filtres paramétrés par η .

La minimisation des différences, éventuellement pour P vecteurs \mathbf{x} différents, conduit au critère de moindres carrés :

Critère à minimiser : $C_2(\eta) = \langle \|\mathbf{d}\|^2 \rangle = \langle \|\mathbf{H}_D(\eta) \cdot \mathbf{x}\|^2 \rangle = \text{Trace} \left(\mathbf{H}_D(\eta)^H \mathbf{H}_D(\eta) \hat{\mathbf{R}}_x \right)$ (34)

Notons que, \mathbf{H}_D étant linéaire vis-à-vis des coefficients de \mathbf{h} , le critère est une forme quadratique homogène en \mathbf{h} , de matrice \mathbf{Q}_2 .

Enfin la contrainte sur le module de \mathbf{h} pour éviter la solution banale reste toujours valable. Le critère peut ainsi être réécrit :

Critère à minimiser : $C_2(\eta) = \mathbf{h}^H \mathbf{Q}_2 \mathbf{h}$
 Contrainte : $\|\mathbf{h}(\eta)\| = 1$ (35)

La minimisation de la forme quadratique avec la contrainte de norme, conduit comme solution pour \mathbf{h} au vecteur propre relatif à la plus petite valeur propre de \mathbf{Q}_2 . Le calcul de \mathbf{Q}_2 à partir de l'observation, purement technique, est mené en Annexe 7.2.

L'expression initiale (34) du critère permet de faire le lien avec la première forme du maximum de vraisemblance (29). En effet par construction même de la matrice, $\mathbf{y}^H \cdot \mathbf{H}_D^H = \mathbf{0}$, donc les colonnes de \mathbf{H}_D^H , orthogonales au signal, appartiennent à l'espace bruit. Le projecteur sur l'espace qu'elle engendrent est de la forme :

$$\Pi_H(\eta) = \mathbf{H}_D(\eta)^H \mathbf{D}_H \mathbf{H}_D(\eta) \quad \text{où} \quad \mathbf{D}_H = \left(\mathbf{H}_D(\eta) \mathbf{H}_D(\eta)^H \right)^\# \quad (36)$$

Entre la forme optimale (29) utilisant le projecteur exact et la méthode de filtrage (34), la différence réside uniquement dans la matrice de pondération \mathbf{D}_H figurant dans l'expression (36) du projecteur sur l'espace bruit. Il y aura équivalence si \mathbf{D}_H est de rang $L + K$, dimension de l'espace bruit, avec des valeurs propres égales.

Notons que l'écart à l'optimalité pour la première méthode étudiée (§4.3) est liée à la matrice de covariance des signaux sources (optimalité si \mathbf{R}_s diagonale), alors qu'ici (§4.4) cet écart ne dépend que de la forme des réponses impulsionnelles (optimalité si \mathbf{D}_H est de rang $L + K$ avec des valeurs propres voisines).

4.5. méthode de prédiction linéaire

En monovoie, la méthode du minimum d'erreur de prédiction constitue une forme approchée du maximum de vraisemblance non déterministe [5]. En multivoies, l'analyse est plus complexe, mais la méthode présentée dans ce paragraphe d'après [1] constitue une tentative intéressante de généralisation et apporte un éclairage différent au problème. Elle repose sur un résultat important qui précise la propriété citée au paragraphe 4.1.2.c : un filtre RIF multivoie ($N \geq 2$) de longueur $L + 1$, peut se mettre sous la forme de filtre AutoRégressif multivoies d'ordre L , dont le vecteur innovation est proportionnel au signal d'entrée $s[k]$.

Nous allons par commodité reprendre la relation (23) non pas à partir de l'indice 0, mais à partir d'un indice k quelconque, en explicitant les notations de façon à faire apparaître l'indice courant k et la dimension temporelle K du vecteur spatio-temporel. La relation de filtrage (26), pour la sortie non bruitée y , se réécrit :

$$\mathbf{y}_K[k] = \mathbf{H}_K \mathbf{s}_K[k] \quad (37)$$

Pour $K = 1$, cette relation peut s'écrire, en isolant la valeur présente de l'entrée :

$$y_1[k] = \mathbf{h}_0 s[k] + \sum_{l=1}^L \mathbf{h}_l s[k-l]$$

où

$$\mathbf{h}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{h}^{(1)}[l] \\ \vdots \\ \mathbf{h}^{(N)}[l] \end{bmatrix} \quad (38)$$

Considérons maintenant la relation (37) prise pour $K = L$. Nous avons vu au paragraphe 4.2.2 que si les polynômes $h^{(n)}(z)$ sont premiers entre eux et du fait que $NK = NL \geq K + L = 2L$, le rang de la matrice \mathbf{H}_L est égal au nombre de colonnes, donc elle admet une inverse \mathbf{H}_L^{-1} à gauche. Par inversion de la relation (37), prise pour $k = L$ et à l'indice $k - 1$, on obtient ainsi :

$$s_L[k-1] = \mathbf{H}_L^{-1} \mathbf{y}_L[k-1] \quad (39)$$

Il en résulte que, dans la relation (38), les valeurs passées $s[k-1], \dots, s[k-L]$ de l'entrée peuvent s'exprimer linéairement en fonction des valeurs passées de la sortie apparaissant dans le vecteur $\mathbf{y}_L[k-1]$. La relation de filtrage FIR (38) peut donc bien se réécrire comme une relation de filtrage autorégressif de la forme :

$$y_1[k] = \mathbf{h}_0 s[k] + \mathbf{A}^T \mathbf{y}_L[k-1] \equiv \varepsilon[k] + \hat{y}[k] \quad (40)$$

Dans cette relation $\varepsilon[k]$ représente l'innovation, proportionnelle à la valeur présente de l'entrée $s[k]$, et $\hat{y}[k]$ la prédiction à partir des L valeurs passées de la sortie. \mathbf{A} est la matrice de prédiction correspondante.

Détermination de l'innovation et de l'entrée

S'appuyant sur le résultat ci-dessus, un algorithme est proposé dans [1], valable pour un signal d'entrée blanc. Innovation et prédiction sont alors décorréliées et peuvent être obtenus à partir de l'observation par une méthode d'erreur de prédiction minimale (voir annexe 7.3).

Remarquons que l'innovation, $\varepsilon[k] = \mathbf{h}_0 s[k]$, a une forme très particulière, proportionnelle à l'entrée, avec une direction fixe \mathbf{h}_0 . Le vecteur \mathbf{h}_0 se déduit immédiatement de la covariance de l'innovation, comme unique vecteur propre non nul. Le signal $s[k]$, peut alors être estimé par projection de l'innovation sur la direction de \mathbf{h}_0 . On supposera ici que l'ambiguïté sur l'amplitude est levée en assignant une variance unité au signal d'entrée. Ceci conduit aux relations :

$$E[\varepsilon[k] \varepsilon[k]^H] = \mathbf{h}_0 \mathbf{h}_0^H E[s[k]^2] = \mathbf{h}_0 \mathbf{h}_0^H$$

d'où \mathbf{h}_0 et pour l'entrée :

$$s[k] = \|\mathbf{h}_0\|^{-2} \mathbf{h}_0^H \varepsilon[k] \quad (41)$$

Identification du filtre FIR

Connaissant l'entrée et la sortie du filtre, la réponse peut être identifiée par intercorrélation, méthode particulièrement simple

pour une entrée blanche et de variance unité. Plus précisément, reprenons la relation entrée sortie (37), pour $K = L + 1$. D'après la forme (25) de la matrice \mathbf{H}_{L+1} , on constate que la colonne $L + 1$ est égale à la réponse impulsionnelle spatio-temporelle \mathbf{h} cherchée. L'identification est donc possible d'après la relation :

$$E[\mathbf{y}_{L+1}[k] s[k-L]^*] = \mathbf{H}_{L+1} E[\mathbf{s}_{L+1}[k] s[k-L]^*] = \mathbf{H}_{L+1} \mathbf{1}_{L+1} = \mathbf{h} \quad (42)$$

L'algorithme pratique, à partir d'observations bruitées et en remplaçant les espérances par des moyennes temporelles, est décrit en annexe 7.3.

4.6. remarque sur la mise en œuvre

Les trois algorithmes que nous avons présentés ont en commun de nécessiter le calcul de vecteurs propres de matrice de grande dimension. La méthode de sous-espace requiert une première séparation en sous-espaces signal et bruit puis le calcul du vecteur propre associé à la plus grande valeur propre d'une seconde matrice. Les méthodes de prédiction linéaire et des moindres carrés demandent quant à elles le calcul d'un vecteur propre.

Dans l'optique de développer des versions adaptatives de ces algorithmes performantes en contexte non-stationnaire, il est crucial de réduire la charge de calculs en évitant une décomposition propre totale par l'algorithme de Jacobi.

Lorsque seul un vecteur propre est requis, la méthode des puissances [10] s'avère très performante et converge en peu d'itérations.

Si par contre la séparation en deux sous-espaces de dimensions inconnues doit être effectuée, la méthode Fast Subspace Decomposition (FSD) est très intéressante car elle permet de détecter l'ordre du modèle simultanément au calcul des vecteurs propres [27], [29].

Notons que ces algorithmes de décomposition partielle peuvent être avantageusement utilisés lors de l'application d'une méthode à haute résolution, que ce soit dans le cadre de l'identification active (§3.2) ou de l'estimation paramétrique passive (§3.3), où les matrices de covariance spatio-temporelles sont de grandes tailles.

5. simulations

5.1. paramètres du modèle

Nous avons effectué les simulations dans les conditions de communications numériques par le canal ionosphérique en hautes fréquences. L'antenne de réception est linéaire, uniforme et dispose de $N = 5$ capteurs, espacés d'une demi-longueur d'onde. Les signaux reçus sont échantillonnés au rythme symbole. Les signaux émis, de variance normalisée à 1, sont soit des signaux

aléatoires gaussiens, soit des signaux modulés de type FSK ou BPSK.

Nous avons introduit trois trajets de propagation, caractérisés respectivement par les retards (en période d'échantillonnage) 0, 3.4 et 4.1 et par les angles d'élévation 30° , 55° et 60° . Pour les atténuations α_m on utilise des tirages aléatoires d'une loi gaussienne complexe circulaire (loi de Rayleigh pour le module, phase équirépartie). Le bruit additif est blanc, de variance σ^2 , lui aussi complexe circulaire.

Notons que toutes les données pour une passe complète de l'algorithme de déconvolution correspondent à un même tirage des α_m , donc à une même valeur de la réponse impulsionnelle \mathbf{h} . Par contre, l'étape d'identification des multitrajets se fait à partir d'une séquence de Q estimées successives de \mathbf{h} correspondant chacune à des tirages indépendants des α_m .

La puissance du signal émis est normalisée à 1. Le rapport signal sur bruit au niveau de l'antenne sera défini en dB par :

$$RSB = 10 \log \sum_1^M E \left[\frac{\alpha_m^2}{\sigma^2} \right]$$

On a pris ici la même variance des α_m pour les trois trajets, avec des tirages indépendants entre eux.

Les performances globales de l'estimation paramétrique seront évaluées à partir de critères d'erreur quadratique moyenne sur les angles d'une part, sur les retards d'autre part. La moyenne est prise à la fois par rapport aux différents trajets et par rapport au nombre de simulations indépendantes. Les retards n'étant estimés qu'à une constante additive près, nous n'avons pris en compte que des différences, par rapport à τ_1 . De façon symbolique les paramètres calculés sont définis par :

$$EQM(\Delta)^2 = \left\langle \left\langle \left(\hat{\Delta}_m - \Delta_m \right)^2 \right\rangle_m \right\rangle$$

$$EQM(\tau)^2 = \left\langle \left\langle \left(\hat{\tau}_m - \hat{\tau}_1 - (\tau_m - \tau_1) \right)^2 \right\rangle_{m \neq 1} \right\rangle$$

5.2. paramètres des algorithmes

5.2.1. discussion préliminaire

Un certain nombre d'essais préliminaires ont été faits pour tester la faisabilité du problème de déconvolution et choisir les paramètres L et K .

Zéros des filtres RIF

Afin d'illustrer le résultat du paragraphe 4.1.2 sur les liens entre les zéros des polynômes et l'identifiabilité, nous avons calculé les zéros des réponses impulsionnelles pour chaque capteur dans le cas de deux trajets éloignés (30° et 60°), puis dans le cas de deux trajets proches (30° et 32°). La figure 7, qui les représente dans le plan complexe, montre que les zéros sont bien séparés dans

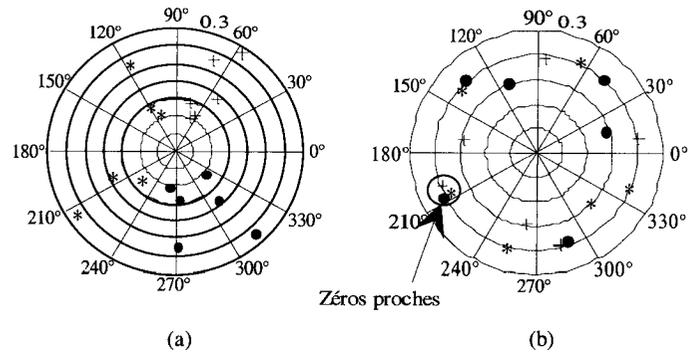


Figure 7. – Représentation des zéros dans le plan complexe pour trois capteurs (*, +, o). À gauche, les trajets sont éloignés tandis qu'à droite les trajets sont proches.

le cas de trajets éloignés (cas favorable à l'identification), mais tendent à se confondre si les trajets sont proches (cas délicat pour l'identification).

Choix de L

Le choix du paramètre L est un élément clef, en liaison avec la nécessité évoquée au paragraphe 4.1.2 de lever l'ambiguïté, à un retard arbitraire près, sur la réponse impulsionnelle. Pour les deux premières méthodes étudiées, nous avons indiqué, en termes qualitatifs, que cette ambiguïté était levée par l'approximation RIF, l'algorithme recalant au mieux la réponse impulsionnelle pour la faire rentrer dans un intervalle imposé $[0, L]$. Ceci est parfaitement illustré par la figure 8, qui indique la réponse impulsionnelle estimée, correspondant à la valeur $L = 6$ donnée par le critère MDL; pour gagner en clarté, nous avons interpolé d'un taux de 10 entre échantillons. Centrés sur l'intervalle prescrit, on retrouve bien les trois pics correspondant au lobe principal du filtre en sinus cardinal pour chacun des trois trajets. Une valeur plus faible de L conduirait à une troncature significative de la réponse; une valeur plus élevée réintroduit une incertitude en translation, donc une perte d'identifiabilité. Cette importance de L sur le résultat final d'estimation est confirmé par la figure 9, montrant un minimum très net de l'erreur d'estimation pour la valeur $L = 6$ donnée par le critère MDL.

Pour l'algorithme de prédiction linéaire, le lever d'incertitude sur le retard se fait différemment : le $\mathbf{h}(0)$ estimé correspond théoriquement au premier élément non nul de la réponse impulsionnelle du canal. Le « tendon d'achille » de la méthode est que les performances se dégradent si cet élément est de faible amplitude; on conçoit également que si, de plus, la RSB diminue, ce premier élément disparaît dans le bruit et que ce soit un élément postérieur qui soit interprété comme $\mathbf{h}(0)$. Ces considérations donnent probablement l'explication de l'échec de la méthode de prédiction observé avec notre modèle : nous utilisons comme réponse du filtre un sinus cardinal tronqué symétriquement à $50T_c$. Ceci entraîne une montée très lente de la réponse impulsionnelle, en partant de valeurs extrêmement faibles, donc des conditions exceptionnellement défavorables pour la méthode envisagée. Dans des conditions plus favorables (montée abrupte

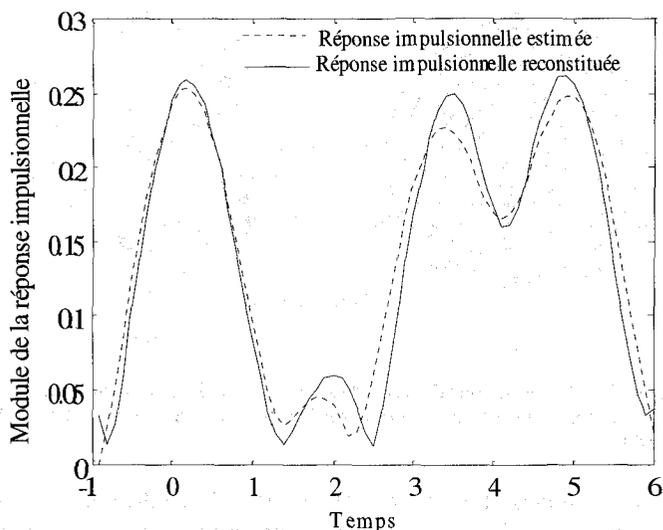


Figure 8. – Comparaison des réponses impulsionnelles estimée et réelle.

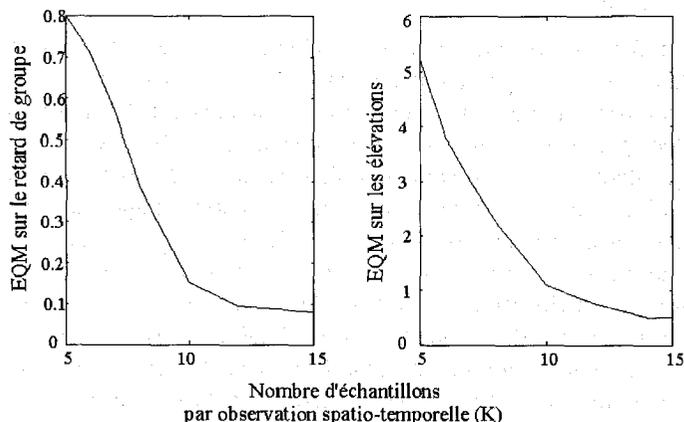


Figure 9. – Influence du nombre d'échantillons dans l'observation spatio-temporelle.

de la réponse impulsionnelle) les auteurs de [1] rapportent de bonnes performances et une faible sensibilité à la surestimation de L . Ceci paraît cohérent avec notre analyse qualitative : si le départ de la réponse est correctement verrouillé sur $\mathbf{h}(0)$, l'extrémité de l'intervalle $[0, L + 1]$ ne joue plus le même rôle critique de butée temporelle qu'elle avait pour les deux autres méthodes.

Choix de K

Notons que pour les deuxième et troisième méthodes étudiées on effectue un filtrage RIF de durée $L + 1$ sur les données, ce qui équivaut à imposer la durée temporelle $K = L + 1$. Reste la première méthode, pour laquelle la valeur de K a été choisie empiriquement d'après les résultats observés sur l'erreur finale d'estimation. Les simulations montrent une décroissance de l'erreur quand K reste faible, avec une stabilisation à partir de $K = 12$. La valeur $K = 10$ nous est apparue comme un bon compromis entre performance et complexité (figure 10).

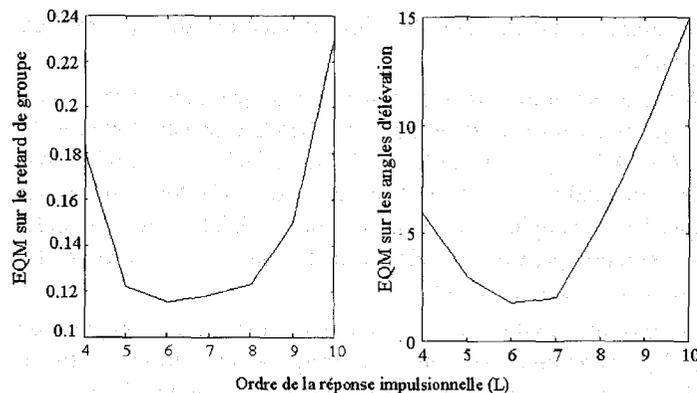


Figure 10. – Influence de l'ordre de la réponse impulsionnelle.

Soulignons que la valeur de K n'a pas d'influence significative sur le choix de L par le critère MDL.

5.2.2. conditions retenues pour la simulation

Comme nous l'avons indiqué, l'algorithme de prédiction s'est trouvé en échec, probablement du fait de la forme particulière du modèle utilisé. Les résultats présentés ne portent donc que sur les deux premières méthodes de déconvolution, avec l'étude de l'évolution des performances globales en fonction du rapport signal sur bruit, selon le type de modulation.

Les paramètres du modèles ont été indiqués au paragraphe 5.1. Pour les algorithmes utilisés, compte tenu de la discussion ci-dessus nous avons retenu les valeurs suivantes.

L'ordre de la réponse impulsionnelle est $L = 6$. Pour la déconvolution, nous n'avons pas utilisé P blocs disjoints d'observations de durée K , mais un seul bloc de $P + K - 1$ observations contiguës, sur lequel on fait glisser P fois une fenêtre de largeur K .

Pour la méthode des sous-espaces,

$$K = 10, P = 50, P + K - 1 = 59.$$

Pour la méthode de filtrages croisés, on utilise les mêmes 59 observations contiguës, pour une durée temporelle $K' = L + 1 = 7$, soit $P' = 53$ vecteurs successifs.

Pour l'étape commune d'estimation des paramètres multitrajets, l'algorithme décrit en 3.3, est utilisé à partir de $Q = 10$ estimations de \mathbf{h} correspondant à Q tirages indépendants des atténuations α_m .

5.3. résultats de l'estimation paramétrique

Les résultats d'estimation sont représentés figures 11 et 12 pour les deux méthodes retenues. Dans tous les cas, on observe une dégradation lorsque l'on passe d'une séquence décorréllée à une

séquence modulée BPSK, puis à une séquence FSK, correspondant à une augmentation du temps de corrélation du signal émis. On peut noter que cette dégradation est encore plus importante pour l'estimation de retard que pour les angles.

On sait que pour une entrée décorrélée la méthode des sous-espaces est optimale. On observe effectivement de bien meilleures performances dans ce cas pour les retards et des résultats comparables pour les angles.

En présence d'une forte corrélation, la méthode des sous-espaces perd son optimalité. Les performances en goniométrie se dégradent plus vite que pour la méthode de filtrage qui donne maintenant les meilleurs résultats. Par contre, sur notre exemple, l'estimation des retards reste meilleure par la méthode de sous-espaces. Rappelons que la méthode de filtrage croisée tendrait vers l'optimalité pour une forme quasi-diagonale de la matrice D_H introduite au § 4.4, qui ne dépend que de la réponse impulsionnelle du canal.

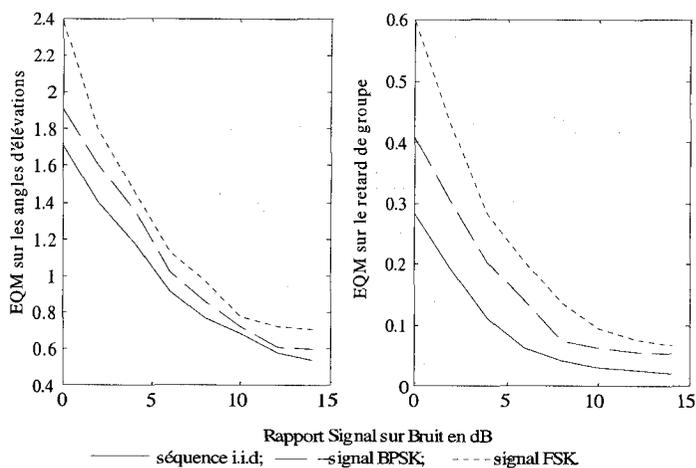


Figure 11. – Performance de l'estimateur utilisant la méthode des moindres carrés pour différents signaux types.

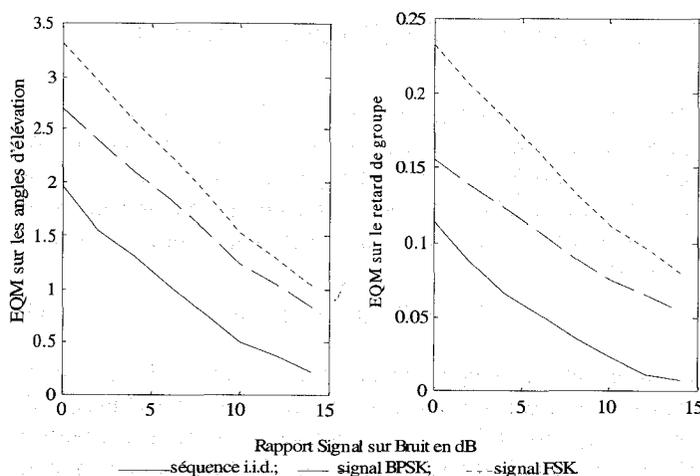


Figure 12. – Performances de l'estimateur utilisant la méthode des sous-espaces pour différents signaux types.

6. conclusion

Nous avons présenté une démarche originale et efficace pour l'identification paramétrique passive d'un canal à trajets multiples. Elle combine des résultats récents concernant la déconvolution autodidacte « aveugle » et une méthode d'identification des multitrajets dérivée de l'algorithme MUSICAL actif.

A côté d'un outil efficace pour les spécialistes du domaine (essentiellement en télécommunication) nous espérons avoir apporté au lecteur curieux, peu familier avec le spatio-temporel, une introduction à cette approche particulièrement prometteuse. Nous l'avons abordé par l'aspect spatio-temporel actif (§3), qui a l'intérêt d'offrir un cadre strict et bien maîtrisé, en l'illustrant par des simulations simples.

L'étude du domaine spatio-temporel passif a connu récemment des progrès décisifs avec le développement d'algorithmes de déconvolution au second ordre, dont nous avons analysé trois exemples significatifs. L'état actuel des recherches reste cependant très loin d'une perception parfaitement maîtrisée du sujet, même dans le cas, auquel nous nous sommes limités, d'une source unique. Le point crucial que nous avons souligné dans ce problème d'estimation passive tient à la redondance entre le paramétrage du signal source et le paramétrage du canal de transmission, dans la mesure où l'observation ne dépend que du produit des transformées. Une solution est ouverte par la dimension multivoie (ici le spatial), se rajoutant au temporel : la redondance est partiellement levée du fait que l'on observe le même signal à travers plusieurs filtres différents. Au mieux, il reste cependant une indétermination à un facteur et un retard arbitraires près. Un algorithme de déconvolution n'est viable que s'il lève ces indéterminations par des contraintes appropriées, implicites ou explicites.

C'est dans cet esprit que nous avons analysé les trois algorithmes étudiés, dont seuls les deux premiers ont donné des résultats exploitables dans les conditions de simulation utilisées. Nous avons rattaché ces deux algorithmes à des formes classiques du maximum de vraisemblance déterministe. Ce lien n'est pas purement académique; il permet d'une part d'interpréter qualitativement les performances d'un algorithme par rapport à l'autre. Il donne également la possibilité de se rapprocher de l'optimalité en rajoutant sur les données une simple matrice de pondération, calculée itérativement.

Nous l'avons déjà dit, la déconvolution passive spatio-temporelle (plus généralement dit, la déconvolution multivoies) offre un domaine de recherche à peine défriché. Dans le prolongement direct du présent travail, on peut citer les objectifs suivants : calcul des bornes de Cramer Rao avec contraintes, amélioration des algorithmes présentés par la méthode de pondération itérative évoquée ci-dessus, mise en œuvre de la variante en contexte stationnaire pour l'estimation des paramètres multi-trajets (voir § 3). Enfin l'algorithme de prédiction, bien qu'il ait échoué dans des conditions de simulation défavorables, mérite une étude plus poussée.

7. annexes

7.1. méthode des sous-espaces

7.1.1. détermination du projecteur estimé sur l'espace signal

On dispose de P observations spatio-temporelles $\mathbf{x}(p)$, de dimension NK . On sait que le signal reste cantonné dans un sous-espace de dimension $L + K$. La base estimée de ce sous-espace est constituée par les vecteur propres $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{L+K}$ de la matrice de covariance empirique $\hat{\mathbf{R}}_x$ de l'observation relatifs aux $L + 1$ plus grandes valeurs propres. On en déduit immédiatement le projecteur sur l'espace signal :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(P)] \quad \hat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{P} \sum \mathbf{x}(p)\mathbf{x}(p)^H = \frac{1}{P} \mathbf{X}\mathbf{X}^H$$

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(L + K)] \quad \hat{\mathbf{\Pi}}_s = \sum_{i=1}^{L+K} \mathbf{u}(i)\mathbf{u}(i)^H = \mathbf{U}\mathbf{U}^H \quad (43)$$

Rappelons que les élément propres de $\hat{\mathbf{R}}_x$ peuvent aussi être obtenus par décomposition en valeurs singulières de la matrice observation \mathbf{X} , ce qui évite le calcul de la covariance.

7.1.2. expression du critère comme forme quadratique de \mathbf{h}

En substituant l'expression ci-dessus du projecteur dans l'expression du critère (31) à maximiser, on obtient :

$$\bar{C}_1(\eta) = \text{Trace} \left(\hat{\mathbf{\Pi}}_s \mathbf{H}(\eta) \mathbf{H}(\eta)^H \right)$$

$$= \sum_{i=1}^{L+K} \left\| \mathbf{H}(\eta)^H \mathbf{u}(i) \right\|^2 \quad (44)$$

$$= \sum_{i=1}^{L+K} \left\| \mathbf{H}(\eta)^T \mathbf{u}(i)^* \right\|^2$$

Comme nous allons voir, cette expression permet d'expliciter assez simplement la matrice \mathbf{Q}_1 de la forme quadratique en \mathbf{h} correspondante.

D'après (26), la matrice \mathbf{H}^T a la forme d'une ligne de N blocs de Toeplitz $\mathbf{H}^{(n)T}$ de la forme (23) ayant chacun K colonnes. Ceci conduit à partitionner le vecteur $\mathbf{u}^{(n)*}$ lui-même en N sous-vecteurs $\mathbf{u}^{(n)}$ de longueur K , ce qui permet d'écrire le produit $\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{u}^*$ dans (44) comme une somme :

$$\mathbf{H}^T \mathbf{u}^* = \sum_{n=1}^N \mathbf{H}^{(n)T} \mathbf{u}^{(n)*} \quad (45)$$

Chaque terme de la somme, produit d'une matrice de Toeplitz par un vecteur, s'interprète comme l'écriture matricielle d'un produit de convolution entre les séquence $\mathbf{h}^{(n)}$ et $\mathbf{u}^{(n)*}$. Du fait de la commutativité du produit de convolution, le rôle des deux séquences peut être échangé :

$$\mathbf{H}^{(n)T} \mathbf{u}^{(n)*} = \mathbf{U}^{(n)H} \mathbf{h}^{(n)}, \text{ d'où}$$

$$\mathbf{H}^T \mathbf{u}^* = \sum_{n=1}^N \mathbf{H}^{(n)T} \mathbf{u}^{(n)*} = \sum_{n=1}^N \mathbf{U}^{(n)H} \mathbf{h}^{(n)} = \mathbf{U}^H \mathbf{h} \quad (46)$$

relation dans laquelle la matrice \mathbf{U} est construite à partir des composantes de \mathbf{u} comme la matrice \mathbf{H} l'est à partir des composantes de \mathbf{h} ((24) et (26)) :

$$\mathbf{u}^{(n)} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{u}^{(n)} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U}^{(n)} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}^{(n)T}, 0, \dots, 0 \\ \vdots \\ 0, \dots, 0, \mathbf{u}^{(n)T} \end{bmatrix}, \quad (47)$$

$$\mathbf{U}^{(n)} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{U}^{(n)} \end{bmatrix}$$

En utilisant l'identité (46) dans (44), on obtient :

$$\bar{C}_1(\eta) = \sum_{i=1}^{L+K} \left\| \mathbf{H}(\eta)^T \mathbf{u}(i)^* \right\|^2$$

$$= \sum_{i=1}^{L+K} \left\| \mathbf{U}(i)^T \mathbf{h}(\eta) \right\|^2$$

$$= \mathbf{h}^H(\eta) \mathbf{Q}_1 \mathbf{h}(\eta)$$

où :

$$\mathbf{Q}_1 = \sum_{i=1}^{L+K} \mathbf{U}(i)\mathbf{U}(i)^H \quad (48)$$

7.2. méthode de filtrages croisés

On souhaite obtenir l'expression du critère C_2 comme forme quadratique de \mathbf{h} . Pour ceci, on doit revenir à la relation (32) définissant la différence $\mathbf{d}^{(i,j)}$. On joue à nouveau sur la dualité d'écriture matricielle de la convolution due à la commutativité; le résultat du filtrage de la sortie du canal i par le filtre j peut ainsi se réécrire :

$$\mathbf{z}^{(i,j)} = \mathbf{H}^{(j)} \mathbf{x}^{(i)} = \mathbf{X}^{(i)} \mathbf{h}^{(j)} \quad (49)$$

La différence par rapport au cas traité en annexe 7.1 est que la convolution se calcule non plus entre deux séquences finies, mais entre la réponse finie $\mathbf{h}^{(j)}$, de longueur $L + 1$, et une portion $\mathbf{x}^{(i)}$ de longueur K d'une séquence infinie. La relation permet le

calcul de seulement $K - L$ points de sortie (condition $K > L$). La forme explicite de la relation ci-dessus est donc :

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^{(i,j)} &= \begin{bmatrix} \mathbf{h}^{(j)T}, 0, \dots, 0 \\ \vdots \\ 0, \dots, 0, \mathbf{h}^{(j)T} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x^{(i)}[0] \\ \vdots \\ x^{(i)}[-K+1] \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} x^{(i)}[0] & \dots & x^{(i)}[-L] \\ x^{(i)}[-1] & \dots & x^{(i)}[-L-1] \\ \vdots \\ x^{(i)}[L-K+1] & \dots & x^{(i)}[-K+1] \end{bmatrix} \cdot \mathbf{h}^{(j)} \end{aligned} \quad (50)$$

On obtient ainsi une écriture duale de (32) pour la différence $\mathbf{d}^{(i,j)} = \mathbf{z}^{(i,j)} - \mathbf{z}^{(j,i)}$:

$$\begin{aligned} \mathbf{d}^{(i,j)} &= \mathbf{X}^{(i)}\mathbf{h}^{(j)} - \mathbf{X}^{(j)}\mathbf{h}^{(i)} \\ &= [\mathbf{0}, \dots, -\mathbf{X}^{(i)}, \dots, \mathbf{X}^{(i)}, \dots, \mathbf{0}] \cdot \mathbf{h} \\ &= \mathbf{X}^{(i,j)} \cdot \mathbf{h} \end{aligned} \quad (51)$$

La matrice $\mathbf{X}^{(i,j)}$ est une ligne de N blocs $(L-K) \cdot (L+1)$, avec seulement deux blocs non nul : le bloc i égal à $-\mathbf{X}^{(j)}$ et le bloc j égal à $\mathbf{X}^{(i)}$ (avec $i < j$). Le vecteur \mathbf{d} obtenu en concaténant les $N(N-1)/2$ vecteurs $\mathbf{d}^{(i,j)}$, classés par valeurs croissantes du couple $(i < j)$, prend alors la forme duale de (33) :

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}^{1,2} \\ \vdots \\ \mathbf{X}^{N-1,N} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{h} = \mathbf{X}_D \cdot \mathbf{h} \quad (52)$$

On en déduit l'expression du critère comme forme quadratique de \mathbf{h} :

$$C_2(\eta) = \|\mathbf{d}\|^2 = \mathbf{h}^H(\eta)\mathbf{Q}_2\mathbf{h}(\eta), \quad \text{avec} \quad \mathbf{Q}_2 = \mathbf{X}_D^H\mathbf{X}_D \quad (53)$$

La matrice \mathbf{X}_D servant au calcul de \mathbf{Q}_2 est ainsi formée de blocs $(L-K) \cdot (L+1)$ égaux à $\mp\mathbf{X}^{(n)}$ ayant la forme donnée par (50), disposés en $N(N-1)/2$ lignes et N colonnes comme indiqué par (51) et (52).

L'expression initiale de \mathbf{Q}_2 peut être considérablement simplifiée en exploitant cette structure en bloc de la matrice \mathbf{X}_D . En effet on peut décomposer le produit matriciel en produit des colonnes de \mathbf{X}_D^H par les lignes de \mathbf{X}_D :

$$\mathbf{X}_D^H\mathbf{X}_D = \sum_{i < j} \mathbf{X}^{(i,j)H}\mathbf{X}^{(i,j)} = \sum_{i < j} \mathbf{Q}^{(i,j)} \quad (54)$$

La matrice $\mathbf{Q}^{(i,j)}$ a une structure en $N \cdot N$ blocs carrés $(L+1)$, $(L+1)$, avec seulement 4 blocs non nuls correspondant aux indices i et j : bloc (i, i) égal à $\mathbf{X}^{(j)H}\mathbf{X}^{(j)}$, bloc (j, j) égal à $\mathbf{X}^{(i)H}\mathbf{X}^{(i)}$, bloc (i, j) égal à $-\mathbf{X}^{(j)H}\mathbf{X}^{(i)}$, bloc (j, i) égal à $-\mathbf{X}^{(i)H}\mathbf{X}^{(j)}$. On introduit les définitions suivantes :

$$\mathbf{X}_C = [\mathbf{X}^{(1)}, \dots, \mathbf{X}^{(n)}, \dots, \mathbf{X}^{(N)}], \quad \mathbf{X}\mathbf{X} = \sum_{n=1}^N \mathbf{X}^{(n)H}\mathbf{X}^{(n)} \quad (55)$$

En effectuant la commutation dans (54), on vérifie que la matrice de la forme quadratique peut s'écrire sous la forme compacte :

$$\mathbf{Q}_2 = bdiag(\mathbf{X}\mathbf{X}) - \mathbf{X}_c^H\mathbf{X}_c$$

où la notation *bdiag* se réfère à une structure bloc-diagonale de N blocs $(L+1) \cdot (L+1)$ identiques.

7.3. méthode de prédiction linéaire

7.3.1. reprise du calcul en l'absence de bruit

A partir de (40), on obtient les équations de Yule-Walker généralisées en écrivant que la corrélation entre le passé et la valeur présente est la même qu'entre le passé et la valeur prédite :

$$\begin{aligned} E[\mathbf{y}_1[k]\mathbf{y}_L[k-1]^H] &= E[\hat{\mathbf{y}}[k]\mathbf{y}_L[k-1]^H] \\ &= \mathbf{A}^T E[\mathbf{y}_L[k-1]\mathbf{y}_L[k-1]^H] \end{aligned}$$

soit l'équation : $\mathbf{A}^T\mathbf{R}_L = \mathbf{r}_L$ avec :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_L &= E[\mathbf{y}_L[k-1]\mathbf{y}_L[k-1]^H], \\ \mathbf{r}_L &= E[\mathbf{y}_1[k]\mathbf{y}_L[k-1]^H] \end{aligned} \quad (56)$$

Pour calculer le prédicteur, on doit utiliser la pseudo-inverse (notée par le symbole $\#$) du fait que la matrice de covariance, de dimension NL et de rang $2L$ égal à celui de \mathbf{H}_L , est singulière dès que $N > 2$. On en déduit la prédiction, puis l'innovation, par différence entre observation et prédiction. Avec des notations évidentes, l'innovation se calcule directement par le filtre d'innovation \mathbf{B} correspondant à \mathbf{A} , opérant sur les données en dimension $L+1$:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^T &= \mathbf{R}_L^\# \mathbf{r}_L \\ \varepsilon[k] &= \mathbf{y}_1[k] - \hat{\mathbf{y}}[k] = \mathbf{y}_1[k] - \mathbf{A}^T\mathbf{y}_L[k-1] = \mathbf{B}^H\mathbf{y}_{L+1}[k] \end{aligned} \quad (57)$$

On sait que l'innovation est de la forme $\varepsilon[k] = \mathbf{h}_0 s[k]$. Pour récupérer le signal d'entrée $s[k]$ on peut projeter l'innovation sur la direction \mathbf{u}_0 du vecteur \mathbf{h}_0 , obtenue comme vecteur propre associé à l'unique vecteur propre non nul de la matrice de covariance de l'innovation. On obtient bien \mathbf{u}_0 comme vecteur propre, associé à la valeur propre $\lambda_0 = \|\mathbf{h}_0\|^2$. On en déduit :

$$\begin{aligned} E[\varepsilon[k]\varepsilon[k]^H] &= \mathbf{B}^H E[\mathbf{y}_{L+1}[k]\mathbf{y}_{L+1}[k]^H] \mathbf{B} \\ &= \mathbf{B}^H \mathbf{R}_{L+1} \mathbf{B} = \mathbf{h}_0 \mathbf{h}_0^H \\ s[k] &= \lambda_0^{-1/2} \mathbf{u}_0^H \varepsilon[k] \end{aligned} \quad (58)$$

L'étape finale de détermination de \mathbf{h} selon (42) peut s'écrire, en tenant compte de (57) et (58) :

$$\begin{aligned} \mathbf{h} &= \lambda_0^{-1/2} E[\mathbf{y}_{L+1}[k] (\mathbf{u}_0^H \mathbf{B}^H \mathbf{y}_{L+1}[k-L])^*] \\ &= \lambda_0^{-1/2} E[\mathbf{y}_{L+1}[k]\mathbf{y}_{L+1}[k-L]^H] \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}_0 \end{aligned} \quad (59)$$

soit :

$$\mathbf{h} = \lambda_0^{-1/2} \mathbf{R}_{L+1}^L \mathbf{B} \mathbf{u}_0$$

avec

$$\mathbf{R}_{L+1}^L = E \left[\mathbf{y}_{L+1}[k] \mathbf{y}_{L+1}[k-L]^H \right]$$

7.3.2. estimation à partir de données bruitées

Dans les différentes étapes du calcul présenté ci-dessus, la seule donnée nécessaire est la matrice de covariance du signal non bruité \mathbf{y} , dont on sait qu'elle est de rang $L + K$, inférieur à la dimension NK du vecteur spatio-temporel.

L'estimation peut être faite à partir de $P > L + K$ observations, en présence de bruit blanc additif de la façon suivante.

- Calcul de la covariance empirique $\hat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{P} \sum \mathbf{x}(p) \mathbf{x}(p)^H$
- Décomposition en éléments simples, détermination éventuelle du rang par le critère MDL, estimation $\hat{\sigma}^2$ de la variance du bruit par la moyenne des $NK - (L + K)$ plus petites valeurs propres
- Reconstruction de la matrice non bruitée à partir des éléments propres relatifs aux $L + K$ plus grandes valeurs propres, selon la relation : $\hat{\mathbf{R}}_K = \sum_{i=1}^{L+K} (\lambda_i - \hat{\sigma}^2) \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H$

Dans ces conditions, les étapes du calcul à partir des données bruitées sont les suivantes :

Calcul de $\hat{\mathbf{R}}_{L+1}$ ($K = L + 1$) selon la procédure ci-dessus. On en déduit les estimées de \mathbf{R}_L et \mathbf{r}_L intervenant dans (56) comme sous-blocs de $\hat{\mathbf{R}}_{L+1}$.

- Détermination du prédicteur et du filtre d'innovation \mathbf{B} conformément à (57)
- Détermination de la covariance de l'innovation et ses éléments propres selon (58)
- Reprise de l'estimation de la covariance pour $K = 2L + 1$, soit $\hat{\mathbf{R}}_{2L+1}$. En déduire l'estimée de \mathbf{R}_{L+1}^L comme sous bloc de $\hat{\mathbf{R}}_{2L+1}$, d'où le calcul de \mathbf{h} selon (59)

BIBLIOGRAPHIE

[1] K. Abed-Meraim, E. Moulines et P. Loubaton, «Prediction Error Method for Second-order Blind Identification», *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol 45, No. 3, pp. 694-704, Mars 1997.

[2] S. Anderson, M. Millnert, M. Viberg and B. Wahlberg, «An Adaptive Array for Mobile Communication System», *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 40, No. 1, pp. 230-236, February 1991.

[3] J.C. Bic, D. Isnier, M. Juy et P. Metton, «Les Spécificités de la Propagation en Zone Urbaine», *REE*, No. 7, pp. 11-24, Juillet 1996.

[4] G. Bienvenu et L. Kopp, «Principe de la gionométrie passive adaptative», *Actes du GRETSI*, pp. 106/1-10, mai 1979.

[5] G.E.P. Box and G.M. Jenkins, «Time Series Analysis : Forecasting and Control», San Fransisco, CA : Holden-Day, 1970.

[6] H. Clergeot, S. Tressens, A. Ouamri, «A new maximum likelihood method for estimation of correlated sources. Comparison with existing methods», *Proceedings of Eusipco*, Florence, pp 71-75, Sept. 1987.

[7] H. Clergeot, S. Tressens, A. Ouamri, «Performances of High Resolution Spectral Methods to the Cramer Rao Bounds», *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, Vol. 37, N°5, pp. 1701-1720, November 1989.

[8] J.F. Denisse et J.L. Delcroix, *Théorie des Ondes dans les Plasmas*, Éditions Dunod, 1961.

[9] U. Dersch and E. Zollinger, «Physical Characteristics of Urban Micro-Cellular Propagation», *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 42, No. 11, pp. 1528-1539, November 1994.

[10] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix Computation*, Baltimore, *John Hopkins University Press*, 1990.

[11] P. Gounon, «Analyse spatio-temporelle haute résolution à l'aide d'une antenne active», *Revue Traitement du signal*, vol 11, n°5, pp. 351-360, 1994.

[12] P. Gounon and S. Bozinoski, «High Resolution Spatio-temporal Analysis by an Active Array», *Proceedings of ICASSP*, Vol. 5, pp. 3575-3578, 1995.

[13] J. Grouffaud, «Identification spatio-temporelle de canaux de propagation à trjets multiples», *Thèse de doctorat de l'ENS de Cachan*, 16 Juin 1997.

[14] Y. Hua, «Fast Maximum Likelihood for Blind Identification of Multiple FIR Channels», *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 44, N°44, pp. 661-672, March 1996.

[15] T. Lo and J. Litva, «Use of a Highly Deterministic Multipath Signal Model in Low-Angle Tracking», *IEE Proceedings*, Vol. 138, No. 2, pp. 163-171, April 1991.

[16] O. Macchi, C.A. Faria Da Rocha, J.M. Travassos-Romano, «Egalisation Adaptative Autodidacte par Rétroprédiction et Prédiction», *Proceedings of GRETSI*, pp. 491-494, Sept. 1993.

[17] T. Manabe and Y. Furuhamu, «Recent Propagation Studies in Japan», *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, Vol. 36, No. 5, pp. 7-13, October 1994.

[18] E. Moulines, P. Duhamel, J.F. Cardoso and S. Mayrargue, «Subspace Methods for the Blind Identification of Multichannel FIR Filters», *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 43, No. 2, February 1995.

[19] M.A. Pallas and G. Jourdain, «Active High Resolution Time Delay Estimation for Large BT Signals», *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 39, No. 4, pp. 781-787, April 1991.

[20] A. J. Paulraj and C. B. Papadias, «Space-Time Processing for wireless communications», *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 49-83, November 1997.

[21] C. Rush, «Ionospheric Radio Propagation Models and Prediction. A mini-review», *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 34, No. 4, pp. 1163-1170, April 1986.

[22] R.O. Schmidt, «A Signal Subspace Approach to Multiple Emitter Location and Spectral Estimation», *Ph D Thesis*, Stanford University, CA, 1981.

[23] P. Stoica, K.C. Charman, «Maximum likelihood Methods for Direction of Arrival Estimation», *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, Vol. 38, N°7, pp. 1132-1142, July 1990.

[24] L. Tong, G. Xu and T. Kailath, «A New Approach to Blind Identification and Equalization of Multipath Channels», *Proceedings of the ASILOMAR Conference*, Pacific Grove, CA, pp. 856-860, 1991.

[25] L. Tong, G. Xu and T. Kailath, «Blind Identification and Equalization of Multipath Channels», *Proceedings of International Conference Communications*, pp. 1513-1517, June 1992.

[26] M. Wax, T. Kailath, «Detection of Signals by Information Theoretic Criteria», *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, Vol. 33, N°2, pp. 387-392, April 1985.

[27] G. Xu and T. Kailath, «Fast Subspace Decomposition», *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.42, No. 3, pp 539-551, March 1994.

[28] G. Xu, H. Liu, L. Tong and T. Kailath, «A Least Square Approach to Blind Channel Identification», *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 43, No. 12, pp. 2982-2993, December 1995.

[29] G. Xu, Y. Cho and T. Kailath, «Application of Fast Subspace Decomposition to Signal Processing and Communication Problems», *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 42, No. 6, pp. 1453-1461, June 1994.

Manuscrit reçu le 23 juillet 1997.

LES AUTEURS

Pascal LARZABAL



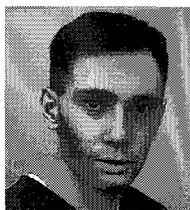
Pascal Larzabal est né en 1962 à Saint Jean de Luz au Pays Basque. Ancien élève de l'Ecole Normale Supérieure de Cachan, agrégé de génie électrique (1988), il est actuellement Maître de Conférence à l'IUT de Cachan où il enseigne l'électronique. Il est responsable de l'équipe traitement d'antenne du laboratoire d'Electricité, Signaux et Robotique (LESIR) de l'ENS de Cachan. Son thème de recherche concerne l'estimation en traitement d'antenne pour l'identification d'un front d'onde.

Pascale COSTA



Pascale Costa est née à Chatou (Yvelines) en 1967. Agrégée de l'Ecole Normale Supérieure de Cachan en Génie Electrique en 1990, elle enseigne en classes préparatoire aux grandes écoles au Lycée Raspail (Paris). Elle a reçu le titre de docteur de l'ENS de Cachan en 1996. Elle effectue ses activités de recherche au laboratoire d'Electricité, Signaux et Robotique (LESIR) de l'ENS de Cachan. Ses travaux de thèse ont porté sur l'utilisation des réseaux de neurones à couches en traitement du signal. Depuis, son travail s'est orienté vers les méthodes de traitement d'antenne.

Joël GROUFAUD



Joël Gouffaud est né en France en 1970. Il est entré à l'Ecole Normale Supérieure de Cachan en 1990, où il a reçu l'agrégation de génie électrique en 1993 et le Doctorat en Sciences en 1997. Son travail de recherche en thèse a concerné l'identification aveugle de multitrajets et la sélection d'ordre de modèles. Il enseigne actuellement les télécommunications et les réseaux à l'université de Grenoble.

Anne FERRÉOL



Anne Ferréol est née à Lyon en 1964. Elle a obtenu un diplôme d'ingénieur de l'ICPI en 1998. Depuis 1989 elle travaille à Thomson Communications sur des sujets de traitements d'antenne et en particulier de radiogoniométrie.

Henri CLERGEOT



Henri Clergeot a passé sa thèse d'Etat, sur l'estimation spectrale paramétrique, à l'Université d'ORSAY en 1982. Cette thèse avait été préparée sous la direction du Professeur B. Picinbono au LSS (SUPELEC à Gif-sur-Yvette). Il a enseigné l'électronique, l'automatique et le traitement du signal successivement à l'ENS de Cauchan, à l'IUT de Cachan, puis actuellement à l'Université des Antilles et de la Guyane à Cayenne.

De 1982 à 1992, il a exercé son activité de recherche dans les domaines de la conception de capteurs intelligents et du traitement d'antenne au LESIR (ENS de Cachan). Il dirige actuellement le laboratoire LTSMM en Guyane Française, orienté vers le traitement du signal, le diagnostic et la conversion d'énergie. Le professeur Henri Clergeot a reçu en 1990 le «Senior Award» en estimation spectrale de la IEEE Signal Processing Society.