

Estimation active d'un canal de propagation à trajets multiples par une méthode bayésienne

Active Estimation of a Multipath Propagation Channel with a Bayesian Strategy



Vincent NIMIER

ONERA, 29, av. de la Division Leclerc
92320 Châtillon, France

Vincent Nimier a obtenu un doctorat en traitement du signal à l'Institut National Polytechnique de Grenoble en 1990, ses travaux concernaient alors l'estimation fine du canal de propagation sous-marin. Depuis 1991, il travaille à l'Office National d'Études et de Recherches Aérospatiales où ses principaux domaines de recherche concernent la fusion de données ainsi que la logique floue.



Geneviève JOURDAIN

CEPHAG/ENSIEG, B.P. n° 46
38402 Saint Martin d'Hères Cedex

Geneviève Jourdain est Professeur à l'Institut National Polytechnique de Grenoble et actuellement Directeur du CEPHAG. Ses thèmes de recherche sont : identification active de cibles et de milieux dispersifs, communications optimales, applications en acoustique sous-marine, civile et militaire. G. Jourdain est l'auteur d'environ quatre vingt publications ou communications à des congrès avec actes. Elle est membre du GRETSI, référée pour diverses revues (Traitement du Signal, Signal Processing, IEEE...), et Senior Member IEEE (SP et OE).

RÉSUMÉ

On s'intéresse à l'identification active de la réponse impulsionnelle d'un canal. On insiste d'abord sur le lien existant entre le modèle utilisé pour décrire le canal, et la méthode d'estimation optimale correspondante à utiliser. Dans le cas d'un modèle de canal « à trajets multiples », deux méthodes d'identification non linéaires sont proposées : une méthode de maximum de vraisemblance généralisée qui permet d'estimer les retards proches, et une méthode bayésienne (ou encore de maximum a posteriori (MAP)) permettant de tenir compte des données successives acquises

pour l'identification ; les performances de ces méthodes sont testées sur simulations. On présente enfin des résultats sur des signaux réels résultant de deux expérimentations en acoustique sous-marine.

MOTS CLÉS

Identification active, trajets multiples proches, méthode bayésienne, estimation séquentielle.

ABSTRACT

The active identification of the impulse response of a channel is studied. First, the connexion between the model used for the channel description and the optimal identification method is exhibited. In the case of a multipath channel model, two non linear estimation methods are proposed : a generalized likelihood maximum method capable to estimate the close paths, and a bayesian (a posteriori maximum) method which takes into account the successive data often available for identification. The

performances of the methods are tested on simulations. Some results obtained from two underwater acoustic experiments are finally given.

KEY WORDS

Active identification, close multipath, bayesian estimation, sequential estimation.

1. Introduction

Beaucoup de milieux de propagation physiques sont caractérisés par le phénomène de trajets multiples. C'est le cas particulièrement de l'acoustique sous-marine (a.s.m.) [1], la radioastronomie [2], la propagation sismique, la communication ionosphérique [3], radio urbaine [4], ou encore la communication avec les radio mobiles. La connaissance précise de ces milieux de propagation passe par l'identification de leur réponse impulsionnelle (r.i.), si on admet que ces milieux sont linéaires vis-à-vis de l'excitation. Ceci reste très général et peut être étendu au cas où le milieu est aléatoire, variable au cours du temps... [5].

Pour estimer la r.i. en *identification active*, lorsqu'on n'a aucune autre information a priori sur le milieu que son caractère linéaire, la méthode très classique consiste à utiliser des signaux large bande, et à corrélérer les signaux reçus en sortie du milieu avec une copie des signaux émis. La qualité de l'identification ainsi réalisée est directement liée au signal utilisé, et au rapport signal à bruit. Cette qualité peut être jugée insuffisante, ce qui veut encore dire que le signal utilisé n'est — forcément — pas « parfait ». Un traitement ultérieur, de type déconvolution, peut alors améliorer théoriquement l'identification [6], [7].

Une meilleure façon de traiter l'identification du milieu dans le cas de trajets multiples consiste à introduire directement cette information dans le modèle du milieu. La résolution insuffisante du signal utilisé apparaît alors lorsque les trajets à identifier sont trop *proches*. Récemment sont apparues différentes méthodes dites haute résolution temps (HRT) [9], [10] pour améliorer la résolution en utilisant encore une seconde étape de traitement [8]. Ces travaux utilisent divers résultats et études faites dans le cadre des méthodes HR spectrale ou spatiale.

Dans ce papier on propose d'analyser et de traiter globalement l'ensemble du problème d'identification avec une méthode de maximum de vraisemblance généralisé (MVG), ou encore une méthode bayésienne. On s'attache également à bien faire ressortir les liens et différences des modèles et situations évoqués ci-dessus. Enfin un autre point réside dans l'étude de l'identification par excitations successives, ce qui est très souvent le cas pratiquement. Ces données successives permettent de procéder à une estimation *séquentielle* et améliorer ainsi la qualité de l'identification.

Le papier est construit de la façon suivante : le deuxième paragraphe explicite les modèles retenus, en distinguant les 2 types de *modèles* supposés de canal, qui conduisent chacun à une approche *optimale* d'identification. Les différents types de données supposées disponibles pour l'identification sont également explicitées. Le troisième paragraphe traite le cas de l'identification optimale d'un modèle linéaire (ou non paramétrique). On rappelle les performances de l'estimateur classique de la r.i. du canal et les améliorations apportées par la déconvolution et la régularisation. Les possibilités d'utilisation de N excitations successives sont discutées. Le quatrième paragraphe est le plus important et traite le cas du modèle paramétrique à

trajets multiples. Là encore on s'intéresse d'abord au cas où une seule observation est disponible. Certains résultats récents sur l'estimation conjointe de paramètres (amplitude, phase, retards), caractérisant 2 ou 3 trajets proches, sont donnés. Après avoir resitué les méthodes HRT, on propose un algorithme de MVG itératif pour l'estimation, dont les caractéristiques sont mises en évidence sur des simulations. On propose ensuite d'améliorer l'estimation en tenant compte d'information a priori (l'algorithme d'estimation devient un algorithme de maximum a posteriori : MAP) et particulièrement en utilisant plusieurs enregistrements successifs ; ces méthodes sont testées sur des simulations. Le cinquième paragraphe présente des applications et montre la pertinence de cette dernière méthode (MAP) dans le cas de l'identification de r.i. du canal sous-marin. Il s'agit de données acoustiques issues soit d'expérimentations de type sonar, menées en liaison avec le CERDSM, soit de type tomographie acoustique, menées en liaison avec l'IFREMER.

2. Modèles de canal et données disponibles pour l'identification

2.1. MODÈLES DU CANAL

2.1.1. Modèle général

Un modèle général consiste à considérer le canal de transmission comme un filtre certain dont la réponse impulsionnelle (r.i.) est $\tilde{h}(t)$ (pour le cas où $\tilde{h}(t)$ serait aléatoire et/ou variable au cours du temps, voir [5]), en plus du bruit additif de propagation. Au signal $\tilde{s}(t)$ émis correspond le signal reçu

$$(1) \quad \tilde{y}(t) = (\tilde{h} * \tilde{s})(t) + \tilde{b}(t)$$

$\tilde{b}(t)$ est supposé centré, gaussien, de densité spectrale de puissance moyenne (d.s.p.m.) $\gamma_0/2$.

Pour tous les milieux de transmissions réels, les signaux émis et reçus sont passe bande autour d'une fréquence centrale ν_0 . Le bruit $\tilde{b}(t)$ est supposé à bande suffisamment « large » autour de ν_0 . On note $s(t)$, $h(t)$, $y(t)$, et $b(t)$ les amplitudes complexes des différents signaux ci-dessus relatives à la fréquence ν_0 . Par exemple :

$$(2) \quad \tilde{s}(t) = \text{Ré} \{s(t) e^{j2\pi\nu_0 t}\}$$

et le modèle de transmission sur les amplitudes complexes devient (fig. 1) :

$$(3) \quad y(t) = (h * s)(t) + b(t)$$

où toutes les quantités sont complexes. Avec les hypothèses données ci-dessus pour $\tilde{b}(t)$, $b(t)$ est un bruit blanc complexe gaussien circulaire, de d.s.p.m $2\gamma_0$ [11], [23].

Ce modèle (3) est dénommé par la suite « non paramétrique » ; il ne suppose aucune autre information a priori sur

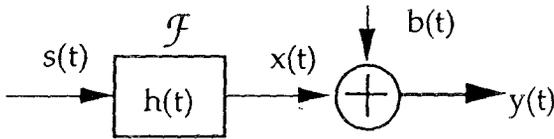


Figure 1. — Modèle général de canal.

le canal que la linéarité de \mathcal{F} . L'identification du canal revient à estimer $h(t)$, i.e., si on discrétise l'équation (3), la suite des amplitudes h_0, h_1, \dots , et est appelée *identification linéaire* dans la suite, puisque toutes les grandeurs à estimer sont des amplitudes (complexes) h_i .

2.1.2. Modèle de canal à trajets multiples

Lorsque le canal de propagation est à trajets multiples, au signal réel $\tilde{s}(t)$ émis, le canal fait correspondre :

$$(4) \quad \tilde{y}(t) = \sum_{i=1}^p \rho_i \operatorname{Re} \left\{ s(t - \tau_i) e^{j(2\pi\nu_0(t - \tau_i) + \phi_i)} \right\} + \tilde{b}(t)$$

où p est le nombre de trajets, et les paramètres τ_i , ρ_i et ϕ_i traduisent respectivement les retards, les affaiblissements et les déphasages réels globaux existant sur chaque trajet. Le modèle équivalent en bande de base pour la r.i. du canal à trajets multiples est alors [12] :

$$(5) \quad h(t) = \sum_{i=1}^p a_i \delta(t - \tau_i)$$

$$\text{où } a_i = \rho_i e^{-j\theta_i}; \quad \theta_i = \phi_i - 2\pi\nu_0\tau_i + \phi_d$$

(ϕ_d est un éventuel déphasage dû à la démodulation) ; les a_i sont les amplitudes complexes caractéristiques des trajets ; les phases θ_i sont les phases « basse fréquence ». Le modèle de transmission en bande de base est alors :

$$(6) \quad y(t) = \sum_{i=1}^p a_i s(t - \tau_i) + b(t)$$

$b(t)$ est le même bruit complexe qu'en (3).

Le modèle (5) ou (6) est appelé « paramétrique » dans la suite ; l'identification de la r.i. du canal passe alors par l'estimation du jeu des paramètres $\{a_i, \tau_i\}$ ainsi que du nombre de trajets p , et conduit à la mise en œuvre de méthodes non linéaires.

2.2. LES DONNÉES DONT ON DISPOSE POUR L'IDENTIFICATION

En identification active, $s(t)$ est émis, et $y(t)$ reçu. Souvent l'excitation est répétée : à la réception on est alors en présence de différents $y(t)$ successifs, que l'on peut utiliser pour une estimation *séquentielle* de $h(t)$; c'est ce que nous distinguons dans la suite en parlant soit d'un enregistrement, soit de plusieurs. Il s'agit alors de savoir si, d'un enregistrement à l'autre, seul le bruit a varié, ou si la r.i. elle-même est (lentement) variable.

3. Modèle non paramétrique — identification linéaire

Le modèle utilisé est celui de l'équation (3) et dans un premier temps on suppose n'utiliser qu'un seul enregistrement.

3.1. UTILISATION D'UN SEUL ENREGISTREMENT

3.1.1. Déconvolution classique

Disposant de $y(t)$ et de $s(t)$, l'estimation de $h(t)$ dans l'équation (3) est un problème très classique de déconvolution [6], [7] qui peut être résolu dans le domaine temporel ou fréquentiel.

a) Dans le domaine temporel, en discrétisant l'équation (3), on a

$$y(k) = \sum_{i=1}^m s(k-i) h(i) + b(k), \quad k \in [1, \dots, n],$$

m longueur de la r.i. ,

ou sous forme matricielle

$$(7) \quad \underline{y} = \mathbf{M}\underline{h} + \underline{b}$$

\underline{y} est le vecteur des données complexes, de dimension n : $[y(1) \dots y(n)]^T$; \underline{h} est un vecteur de dimension m : $\underline{h} = [h(1) \dots h(m)]^T$. Généralement n est supérieur à m .

\mathbf{M} est une matrice de dimension $n \times m$ avec $m_{ij} = s(i-j)$ connu ; \underline{b} est un vecteur de dimension n , $[b(1) \dots b(n)]^T$ de variables aléatoires gaussiennes centrées indépendantes et identiquement distribuées, de variance σ^2 . La solution au sens des moindres carrés classiques, i.e. qui minimise

$$(8) \quad J_1 = \|\underline{y} - \mathbf{M}\underline{h}\|^2$$

est bien sûr :

$$(9) \quad \hat{\underline{h}} = (\mathbf{M}^+ \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^+ \underline{y} + \text{désigne le transconjugué.}$$

On sait que cette solution est aussi celle du maximum de vraisemblance (MV) (\underline{b} étant gaussien), et aussi celle du maximum a posteriori (MAP) si, probabilisant \underline{h} , on le considère comme équiréparti.

Les performances au second ordre de l'estimateur $\hat{\underline{h}}$ donné par (9) sont

$$(10) \quad \begin{aligned} E \{ \hat{\underline{h}} \} &= \underline{h} \\ \Gamma_{\hat{\underline{h}}} &= (\mathbf{M}^+ \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^+ \Gamma_b \mathbf{M} (\mathbf{M}^+ \mathbf{M})^{-1} \end{aligned}$$

où Γ_b est la matrice de covariance du vecteur \underline{b} ; avec les hypothèses ci-dessus pour \underline{b} , $\Gamma_{\hat{\underline{h}}}$ devient :

$$(11) \quad \Gamma_{\hat{\underline{h}}} = \sigma^2 (\mathbf{M}^+ \mathbf{M})^{-1}.$$

b) Dans le domaine fréquentiel, en notant $Y(\nu)$ la transformée de Fourier (TF) de $y(t)$, l'équation (3) devient :

$$Y(\nu) = H(\nu)S(\nu) + B(\nu).$$

L'identification de \mathcal{F} revient à l'estimation de $H(\nu)$. L'estimateur au sens des moindres carrés est :

$$\hat{H}(\nu) = \frac{Y(\nu)}{S(\nu)}, \quad S(\nu) \neq 0.$$

Pratiquement on obtient celui-ci en discrétisant l'axe ν , i.e. en utilisant une TF discrète des grandeurs discrétisées de (7).

Les deux méthodes (temporelle et fréquentielle) de déconvolution discrète sont équivalentes si l'on prend soin, lors de la discrétisation de (7), de donner un caractère Toeplitz circulante à la matrice M [13].

3.1.2. Régularisation - Introduction d'information a priori

a) La déconvolution ci-dessus théoriquement très simple à réaliser, et rapide (si on utilise un algorithme rapide de TF), conduit évidemment à l'estimation de la r.i. $\hat{h}(i)$ avec une *résolution* fixée qui est le pas d'échantillonnage choisi. Mais surtout il est bien connu que ceci est un problème *mal posé*, ou mal conditionné (le conditionnement de la matrice M est forcément mauvais si $s(t)$ est d'énergie finie), et conduit à des résultats quasiment inexploitablement en présence de bruit.

On sait qu'alors l'estimation donnée par la déconvolution peut être améliorée en apportant de l'information a priori [14], ou encore en « régularisant » le problème [7]. Ceci revient à restreindre l'espace des solutions (généralement C^n de par la discrétisation) à un sous-espace de solutions admissibles qui satisfait non seulement le critère fixé (minimisation de J_1), mais aussi certaines contraintes données a priori qui sont généralement le reflet de certaines propriétés physiques du problème (ex. : positivité en traitement d'image). Dans le problème d'identification d'un canal de transmission, il n'apparaît pas de contrainte évidente de ce type. Une autre façon d'utiliser l'information a priori est alors de chercher une solution proche d'une solution \hat{h}_π fixée ou connue a priori. Ceci revient à dire que l'on cherche maintenant à minimiser non plus (8) mais

$$(12) \quad J_2(h) = \|y - Mh\|^2 + \mu \|h - \hat{h}_\pi\|^2$$

où \hat{h}_π est la solution a priori, et μ fixe le poids relatif des données y et de la solution a priori \hat{h}_π . La référence [12] donne différents exemples qui montrent l'importance du choix de μ .

b) Interprétation bayésienne de l'information a priori [7], [13].

La stratégie bayésienne consiste à considérer h comme aléatoire et à lui donner une loi a priori.

Prenons pour celle-ci une loi gaussienne, d'espérance \hat{h}_π (la solution connue a priori), et de variance Σ^2 . En combinant l'information a priori avec celle fournie par les données grâce à la règle de Bayes, on cherche alors une

estimation de h au sens MAP. La solution h_{MAP} minimise :

$$(13) \quad J_3(h) = \frac{\|y - Mh\|^2}{\sigma^2} + \frac{\|h - \hat{h}_\pi\|^2}{\Sigma^2}.$$

Le coefficient μ de (12) est donc l'équivalent d'un inverse de rapport signal à bruit :

$$(14) \quad \mu = \sigma^2/\Sigma^2.$$

μ peut être estimé théoriquement soit à partir des données seules, soit de diverses façons (par exemple à l'aide d'une méthode de validation croisée généralisée) ; en fait souvent on procède par tâtonnements successifs.

c) La solution a priori peut être une estimation préalable de $\hat{h}(i)$ dans le cas où on dispose de N enregistrements. Ce cas est précisé dans la section suivante 3.2.

3.2. UTILISATION DE N ENREGISTREMENTS

Si l'on excite successivement N fois le canal, on dispose, aux instants $n, n+1, \dots$, des données successives

$$(15) \quad y_n = Mh_n + b_n.$$

a) Une première approche possible est de moyenner les N enregistrements et de calculer l'estimateur \hat{h} sur la moyenne obtenue. Ceci a pour conséquence d'augmenter le rapport signal à bruit. Ce traitement n'est évidemment optimal que si, d'un enregistrement à l'autre, le canal n'a pas varié. Le traitement étant linéaire, il revient au même de traiter séparément chaque donnée y_n , i.e. de calculer \hat{h} à l'aide de y_n , d'après (9), et de faire ensuite la moyenne des \hat{h}_n .

b) Si l'on admet que h varie — *légèrement* — d'un enregistrement à l'autre, on peut faire une moyenne glissante sur quelques données successives.

Il paraît plus judicieux [14] de ne conserver alors que la partie « cohérente » de q enregistrements successifs, q étant à déterminer d'après l'information a priori disponible sur la variation des trajets.

Celle-ci est donnée par le vecteur propre V_1 correspondant à la valeur propre maximale de la matrice BB^+ où $B = [y_n, y_{n+1}, \dots, y_{n+q+1}]$. On utilise alors, comme dans l'algorithme MUSIC [24], une fonction d'évaluation. La référence [14] donne un exemple de traitement qui montre bien le gain obtenu.

Notons que l'ensemble du traitement n'est maintenant *plus linéaire* et le choix de la fonction d'évaluation est destiné à faire ressortir les « pics », donc est déjà lié à un modèle de type paramétrique (5).

c) Si l'on suppose que d'un enregistrement à l'autre, le canal varie peu — ce qui est probablement le cas dans beaucoup de situations physiques — on peut penser prendre l'estimée obtenue à l'aide de l'enregistrement $n-1$ comme solution a priori dans le traitement de l'enregistrement n . La fonctionnelle à minimiser est alors :

$$(16) \quad J_n = \|y_n - Mh_n\|^2 + \mu \|h_n - \hat{h}_{n-1}\|^2.$$

3.3. COMMENTAIRES DANS LE CAS DE L'IDENTIFICATION D'UN CANAL DE PROPAGATION A TRAJETS MULTIPLES

a) En prenant le modèle (3) et en élaborant les méthodes ci-dessus, la résolution de l'estimation est celle du pas d'échantillonnage. Si l'on veut alors chercher des « trajets » dans cette r.i. il faut chercher des « maxima » de $\underline{h}(i)$, décider que certains « pics » sont des trajets ; le critère, ou le seuil, n'est pas très bien défini. Il y a de toute façon des opérations non linéaires à effectuer (c'est ce que l'on vient d'évoquer au 3.2 b). On voit bien naturellement que ce modèle — et donc cette méthode — n'est pas réellement adapté au modèle d'une suite d'impulsions de Dirac.

b) Par ailleurs, dans la régularisation (13) ou (16), l'hypothèse gaussienne est implicitement faite pour la solution a priori \underline{h}_p , ce qui n'est pas réaliste dans le cas de trajets. Certains auteurs ont proposé [18] d'utiliser pour la solution a priori un modèle Bernouilli Gaussien plus adapté.

Il apparaît donc que si l'on a quelque raison de penser que le canal à identifier est de type « à trajets multiples », il vaut mieux alors travailler dès le départ avec le modèle paramétrique (5) ou (6), ce que nous faisons maintenant.

4. Modèle paramétrique. Identification non linéaire

4.1. NOTATIONS

Le modèle utilisé est désormais est le modèle (6) que l'on rappelle :

$$(6) \quad y(t) = \sum_{i=1}^p a_i s(t - \tau_i) + b(t)$$

et que l'on peut écrire grâce à une notation discrète :

$$(17) \quad \underline{y} = \mathbf{M}(\underline{\mathbf{T}}) \underline{\mathbf{A}} + \underline{b}$$

\underline{y} est toujours le vecteur de données complexes $\underline{y} = [y(0), \dots, y(n-1)]^T$.

$\mathbf{M}(\underline{\mathbf{T}})$ est la matrice de dimension $n \times p$ dont chaque colonne est un vecteur $\underline{m}(\tau_i)$ contenant les échantillons du modèle $s(t)$ retardé du paramètre τ_i :

$$\underline{m}(\tau_i) = [s(-\tau_i), s(1-\tau_i), \dots, s(n-1-\tau_i)]^T.$$

$\underline{\mathbf{T}}$ est le vecteur de dimension p contenant les paramètres retard $\underline{\mathbf{T}} = [\tau_1, \dots, \tau_p]^T$. $\underline{\mathbf{A}}$ est le vecteur des amplitudes complexes $\underline{\mathbf{A}} = [a_1, \dots, a_p]^T$. \underline{b} est le vecteur contenant les échantillons de bruit avec les mêmes hypothèses qu'en (7).

On s'intéresse donc à l'estimation de l'ensemble des paramètres $\underline{\mathbf{T}}$ et $\underline{\mathbf{A}}$, auxquels il faudrait rajouter p . Le problème concernant l'estimation du nombre de trajets est toujours ouvert, et ceci conditionne fortement l'estimation des autres paramètres du modèle [17]. On peut imaginer dans certains cas pratiques avoir une idée a priori pour p (par exemple : en acoustique sous-marine, la prévision

est donnée par un tracé de rayons, qui prévoit les rayons propres entre émetteur et récepteur). Dans tous les cas, il vaut mieux surestimer p plutôt que le contraire. Dans la suite on considérera que p est donné (et en fait on travaillera avec plusieurs valeurs possibles a priori pour p).

Les estimateurs du maximum de vraisemblance des paramètres $\underline{\mathbf{T}}$ et $\underline{\mathbf{A}}$ sont obtenus en minimisant la fonctionnelle des moindres carrés non linéaires $J(\underline{\mathbf{A}}, \underline{\mathbf{T}})$:

$$(18) \quad J(\underline{\mathbf{A}}, \underline{\mathbf{T}}) = \|\underline{y} - \mathbf{M}(\underline{\mathbf{T}}) \underline{\mathbf{A}}\|^2.$$

La procédure d'optimisation de cette fonctionnelle sera vue ultérieurement. Etudions par contre dès à présent les performances des estimateurs ainsi obtenus.

4.2. PERFORMANCES

Les performances des estimateurs du maximum de vraisemblance sont données par le calcul de la matrice de Fischer et les bornes de Cramer-Rao. Le cas d'un canal à un trajet est déjà classique [16]. Le cas d'un canal de propagation à deux trajets a été étudié dans [10, 13, 16] et le cas de 3 trajets est détaillé dans [13]. Rappelons ici les principaux résultats du cas à 2 trajets.

Les amplitudes complexes sont prises sous leurs formes polaires : $a_i = \rho_i e^{-j\theta_i}$.

Le rapport signal sur bruit peut être défini pour chacun des trajets par la quantité :

$$(19) \quad \mathfrak{R}_i = \frac{\rho_i^2 \Gamma_s(0)}{2 \gamma_0}$$

$2 \gamma_0$ représente toujours la dspm du bruit blanc complexe circulaire et $\Gamma_s(0)$ l'autocorrélation du signal $s(t)$ prise à retard nul.

a) **Variance sur l'estimation d'un retard τ_i .** Celle-ci satisfait l'inégalité :

$$(20) \quad \text{var}(\hat{\tau}_i) \geq \frac{1}{2 \mathfrak{R}_i B_{\text{eff}}^2 (1 - \eta^2(\tau_1 - \tau_2))}$$

dans laquelle on a défini :

$$(21) \quad \eta(\tau_1 - \tau_2) = \frac{\Gamma_s(\tau_1 - \tau_2)}{\Gamma_s(0)} \cos(\theta_1 - \theta_2)$$

$$(22) \quad B_{\text{eff}}^2 = \frac{4 \pi^2 \int_{-\infty}^{\infty} \nu^2 |S(\nu)|^2 d\nu}{\int_{-\infty}^{\infty} |S(\nu)|^2 d\nu}$$

$\Gamma_s(t)$ représente l'autocorrélation du signal dérivé de $s(t)$, B_{eff} est la bande effective de $s(t)$.

On note que la borne de Cramer-Rao n'est liée qu'à la différence des retards et à la différence des phases. Étant

donné que : $\frac{\Gamma_s(\tau_1 - \tau_2)}{\Gamma_s(0)} \leq 1$ il s'ensuit que, à $(\tau_1 - \tau_2)$

donné, la borne de la variance de l'estimateur $\hat{\tau}_i$ est minimale lorsque $(\theta_1 - \theta_2) = 0$ ou $\pm \pi$. De plus, lorsque la condition $(\theta_1 - \theta_2) = \pm \frac{\pi}{2}$ est remplie, les termes non diagonaux de la matrice de Fischer s'annulent et il y a décorrélation asymptotique de $\hat{\tau}_1$ et $\hat{\tau}_2$.

Dans le cas général (θ_1 et θ_2 quelconques), les estimateurs $\hat{\tau}_1$ et $\hat{\tau}_2$ sont corrélés. Cependant lorsque $|\tau_1 - \tau_2|$ est supérieur au support de corrélation de $s(t)$, les estimateurs sont asymptotiquement décorrélés.

b) Variance de l'estimée du module de l'amplitude complexe. Celle-ci est donnée par :

$$(23) \quad \text{var}(\hat{\rho}_i) \geq \frac{\rho_i^2}{2 \Re_i(1 - \zeta^2(\tau_1 - \tau_2))}$$

où $\zeta(\tau_1 - \tau_2)$ est défini par :

$$(24) \quad \zeta(\tau_1 - \tau_2) = \frac{\Gamma_s(\tau_1 - \tau_2)}{\Gamma_s(0)}$$

c) Variance de l'estimateur de la phase. Elle satisfait l'inégalité donnée par :

$$(25) \quad \text{var}(\hat{\theta}_i) \geq \frac{1}{2 \Re_i(1 - \zeta^2(\tau_1 - \tau_2))}$$

d) Cas où le support de $s(t)$ est inférieur à $|\tau_1 - \tau_2|$. Il est facile de remarquer que les quantités $\Gamma_s(\tau_1 - \tau_2)$ et $\Gamma_s(\tau_1 - \tau_2)$ sont alors nulles. Les bornes de Cramer-Rao pour chacun des trajets deviennent :

$$(26) \quad \text{var}(\hat{\tau}_i) \geq \frac{1}{2 \Re_i B_{\text{eff}}^2} \quad \text{var}(\hat{\rho}_i) \geq \frac{\rho_i^2}{2 \Re_i} \quad \text{var}(\hat{\theta}_i) \geq \frac{1}{2 \Re_i}$$

Ces bornes sont alors identiques à celles obtenues lors de l'étude d'un canal **ne comportant qu'un seul trajet**.

Revenons maintenant à la procédure d'estimation.

4.3. MÉTHODE FRÉQUENTIELLE

Une des méthodes proposées dans [8, 10] pour l'estimation des paramètres d'un canal de propagation à trajets multiples est de considérer l'équation (6) sous sa forme fréquentielle :

$$(27) \quad Y(\nu) = \sum_{i=1}^p a_i S(\nu) e^{-2j\nu\tau_i} + B(\nu)$$

On remarque alors que la connaissance de $s(t)$ et donc de $S(\nu)$ permet après avoir divisé $Y(\nu)$ par $S(\nu)$ d'obtenir un

modèle classique en analyse spectrale ou spatiale qui est la somme d'exponentielles complexes.

$$(28) \quad \frac{Y(\nu)}{S(\nu)} = \sum_{i=1}^p a_i e^{-2j\nu\tau_i} + \frac{B(\nu)}{S(\nu)}$$

Une littérature abondante traite de ce problème et de nombreuses méthodes existent comme celle développée par Tufts et Kumaresan [25] qui permettent grâce à un changement de paramétrisation d'obtenir les fréquences pures pour en déduire par la suite les retards.

Notons une remarque à propos de cette procédure : comme nous l'avons déjà vu précédemment, la division des deux spectres $Y(\nu)$ par $S(\nu)$ est délicate lorsque le signal $s(t)$ est à spectre borné (comme tout signal physique). Les valeurs proches de zéro de $S(\nu)$ tendent à amplifier la partie du bruit $\frac{B(\nu)}{S(\nu)}$ apportant une détérioration rapide des performances de cet estimateur. Pour pallier à cet inconvénient il est toujours possible de ne conserver que les valeurs du spectre où $S(\nu)$ est suffisamment important (différent de zéro), mais en réduisant de ce fait le nombre de points sur lesquels porte l'estimation.

4.4. MÉTHODE TEMPORELLE

4.4.1. Utilisation d'un seul enregistrement. Méthode et algorithme [13]

4.4.1.1. Revenons maintenant au problème posé dès le départ dans le domaine temporel. La solution au sens du maximum de vraisemblance pour l'estimation des retards \underline{T} et des amplitudes \underline{A} réside dans la minimisation de la fonctionnelle (18). La solution théorique à ce problème est donnée par :

$$(29) \quad \begin{aligned} \hat{\underline{T}} &= \text{Arg min}_{\underline{T}} \left\| P(\underline{T})^\perp \underline{y} \right\|^2 \\ \hat{\underline{A}} &= (M(\hat{\underline{T}})^+ M(\hat{\underline{T}}))^{-1} M(\hat{\underline{T}})^+ \underline{y} \end{aligned}$$

où $P(\underline{T})^\perp$ est le projecteur sur l'espace orthogonal à l'espace engendré par les colonnes de la matrice M . Son expression est :

$$(30) \quad P^\perp = I - M(\underline{T})(M(\underline{T})^+ M(\underline{T}))^{-1} M(\underline{T})^+$$

Il est clair que le problème est non linéaire ; la fonctionnelle J n'est pas convexe, et une solution analytique en \underline{T} n'est pas possible. De surcroît J est multimodale rendant ainsi délicate l'utilisation d'algorithme itératif classique d'optimisation.

Nous proposons cependant de procéder ainsi, en utilisant des connaissances a priori : un algorithme de descente adapté peut être utilisé si on peut imaginer n'être pas trop loin de l'extrémum, de façon à éviter les extréma secondaires. Ceci est possible dans les situations habituelles d'identification de canaux de propagation physique, pour lesquelles on utilise comme signaux $s(t)$ des *signaux large bande*, et on procède à l'intercorrélacion entre le signal émis et le signal reçu $y(t)$ [5]. Les signaux étant large bande, la fonction de corrélation de ceux-ci est à support étroit, et

l'intercorrélation ci-dessus permet de faire une première sélection des trajets « résolus » de ceux qui ne le sont pas. Cette première sélection faite, il suffit de traiter les « paquets » susceptibles de contenir plusieurs trajets proches. Notons que cette étape a en outre l'avantage d'augmenter le rapport S/B.

L'algorithme considère nécessairement cette première étape d'intercorrélation faite et se propose d'estimer les trajets proches. Le modèle (6) prend alors la forme suivante :

$$(31) \quad \Gamma_{ys}(t) = \sum_{i=1}^p a_i \Gamma_s(t - \tau_i) + \Gamma_{bs}(t)$$

$\Gamma_{ys}(t)$, $\Gamma_s(t)$, $\Gamma_{bs}(t)$ sont respectivement l'intercorrélation du signal reçu et du signal émis, l'autocorrélation du signal émis, l'intercorrélation du bruit et du signal émis ; cette dernière joue maintenant le rôle de bruit additif. Par ailleurs on peut penser que maintenant le nombre de trajets p n'est plus très grand (à l'intérieur d'un paquet). C'est déjà ce modèle et cette première étape qui est utilisée dans [8] pour mettre en œuvre une méthode HR temporelle.

La fonctionnelle que nous allons chercher à minimiser maintenant est identique à la fonctionnelle (18) à ceci près que le vecteur \underline{Y} devient le vecteur contenant les échantillons de l'intercorrélation (ou partie) $\Gamma_{ys}(t)$ et les vecteurs $\underline{m}(\tau_i)$ constituant la matrice $M(\underline{T})$ contiennent les échantillons de l'autocorrélation $\Gamma_s(t)$ retardée de τ_i .

L'algorithme itératif de descente procède en deux parties distinctes. A chaque itération, et après avoir convenablement initialisé le vecteur de paramètre \underline{T}_0 , la mise à jour de

ce vecteur se fait grâce à une itération de type « steepest-descent » qui peut s'écrire :

$$(32) \quad \underline{T}_k = \underline{T}_{k-1} - \lambda \left. \frac{\partial J(\underline{T}, \underline{\Delta})}{\partial \underline{T}} \right|_{\underline{T}_{k-1}, \underline{\Delta}_{k-1}}$$

L'expression de $J(\underline{T}, \underline{\Delta})$ est donnée par l'équation (18), et celle de la dérivée $\frac{\partial J(\underline{T}, \underline{\Delta})}{\partial \underline{T}}$ est rappelée dans l'annexe.

Cette itération étant effectuée, il est possible de calculer la matrice $M(\underline{T}_k)$ et d'obtenir dans une seconde étape mais à chaque itération k les amplitudes complexes associées à chaque retard grâce à la formule suivante :

$$(33) \quad \underline{\Delta}_k = [M^+(\underline{T}_k) M(\underline{T}_k)]^{-1} M^+(\underline{T}_k) \underline{y}$$

Des précautions doivent être prises quant au choix du paramètre λ , qui selon sa valeur déterminera la vitesse de convergence de l'algorithme.

Les performances de cet algorithme, dit *MV conjoint*, sont étudiées par simulation.

4.4.1.2. Simulation

On simule un canal à 2 trajets. La forme de $\Gamma_s(\tau)$ est un triangle de base $\pm \theta$ échantillonné sur 16 points ($\theta = 8$ points). Le rapport $S/B = a^2/\sigma^2$ varie de 40 dB à 10 dB. L'écart entre les 2 trajets est fixé soit à θ , soit à $\theta/2$. A titre indicatif la figure 2 ci-dessous représente les données dans le cas où les 2 trajets sont espacés de θ , et pour $S/B = 40, 20, 10$ dB.

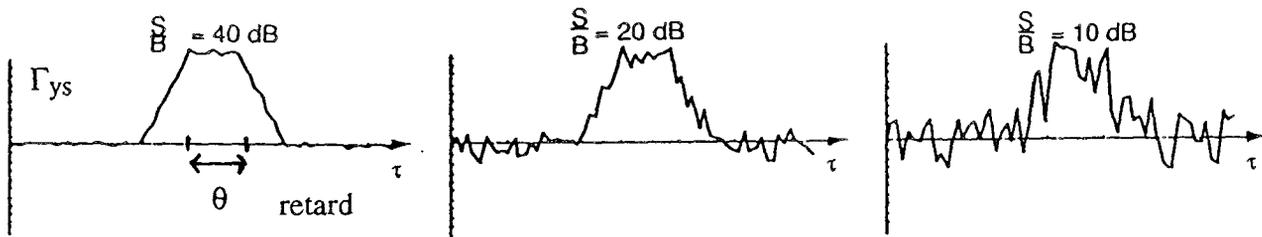


Figure 2. — Simulation des données reçues en sortie de canal à 2 trajets proches.

L'algorithme ci-dessus (32) est mis en œuvre pour estimer les positions des 2 trajets avec un nombre d'itérations de 1 000 (largement suffisant pour assurer la convergence de l'algorithme). Le support temporel des données est de 64 points. On compare les estimations obtenues avec la

borne de Cramer Rao. L'étude statistique est faite sur 50 réalisations. Les résultats sont donnés dans les tableaux ci-dessous pour 2 valeurs de l'écart entre trajets. Les positions des trajets sont 31 et 39 dans le premier cas, et 31 et 35 dans le second.

Tableau 1. — Écart entre trajets = $\theta = 8$ points.

Rapport S/B (dB)	40	30	20	15	10
Borne Cramer-Rao	0,023	0,072	0,23	0,40	0,53
Moyenne 1 ^{er} trajet	31,00	31,00	31,00	31,06	30,86
Écart type 1 ^{er} trajet	0,030	0,097	0,32	0,49	0,98
Moyenne 2 ^e trajet	38,99	39,00	39,06	39,00	39,08
Écart type 2 ^e trajet	0,031	0,088	0,28	0,51	1,5

Tableau 2. — Écart entre trajet = $\theta/2 = 4$ points.

Rapport S/B (dB)	40	30	20	15	10
Borne Cramer-Rao	0,020	0,060	0,20	0,36	0,43
Moyenne 1 ^{er} trajet	31,00	30,97	30,89	31,16	31,12
Écart type 1 ^{er} trajet	0,041	0,120	0,34	0,683	1,5
Moyenne 2 ^e trajet	34,99	34,99	34,95	35,36	35,84
Écart type 2 ^e trajet	0,039	0,098	0,33	0,83	1,8

On voit que les résultats sont totalement satisfaisants dès que $S/B > 10$ dB.

4.4.2. Utilisation de plusieurs enregistrements. Maximum a posteriori

Supposons maintenant que l'on dispose de plusieurs enregistrements $y(t)$. Deux types d'approches sont alors possibles. La plus immédiate consiste à traiter chaque enregistrement de façon indépendante. Si les enregistrements ont été obtenus à des intervalles de temps suffisamment proches, les retards de propagation ont des variations lentes et peu importantes au cours du temps. Si l'écart entre trajets est suffisamment grand, le suivi temporel de chacun d'entre eux sera alors aisé. Mais lorsque cet écart devient plus faible, l'écart type sur les estimées de chacun des retards devient important et comparable à la différence entre les trajets. Le suivi temporel devient très difficile, voire même impossible. Il est alors nécessaire de diminuer cette variance et ce même au prix d'un léger biais.

Ceci est possible en utilisant la **stratégie bayésienne** : on utilise le résultat de l'estimation faite à l'enregistrement $n - 1$ pour le traitement de l'enregistrement n .

Les paramètres utilisés seront les seuls retards $\hat{\mathbf{T}}$ (et non pas les amplitudes $\hat{\mathbf{A}}$ qui sont susceptibles de varier beaucoup plus vite). On postule donc que les retards à l'enregistrement n sont des variables aléatoires (v.a.) indépendantes distribuées gaussiennement autour de la valeur moyenne $\hat{\mathbf{T}}_{n-1}$. L'estimation par une méthode du maximum a posteriori (cf. (16)) permet d'obtenir comme nouvelle fonctionnelle à minimiser :

$$(34) J'_n(\mathbf{A}_n, \mathbf{T}_n) = \|\mathbf{Y}_n - \mathbf{M}(\mathbf{T}_n) \mathbf{A}_n\|^2 + \mu \|\mathbf{T}_n - \hat{\mathbf{T}}_{n-1}\|^2.$$

Le paramètre μ est en fait le rapport entre la variance du bruit et la variance de $\hat{\mathbf{T}}_n$. Ce paramètre peut éventuellement être estimé. Il sera choisi par la suite de façon arbitraire sachant que pour $\mu = 0$ le traitement est identique au maximum de vraisemblance et consiste à traiter chaque enregistrement indépendamment les uns des autres. Par contre à une augmentation de μ correspond nécessairement une diminution de la variance des estimées des retards, et par conséquent une certaine « douceur » sur le suivi temporel de chacun des trajets. L'algorithme de minimisation de la fonctionnelle (34) est identique à celui présenté dans les itérations (32) et (33) et sera nommé MAP.

L'unique différence réside dans le changement de la fonctionnelle $J(\mathbf{A}, \mathbf{T})$ en la nouvelle fonctionnelle $J'_n(\mathbf{A}_n, \mathbf{T}_n)$. Une seule initialisation « manuelle » est faite sur le premier enregistrement. Pour les enregistrements suivants ce sont les retards estimés à l'enregistrement $n - 1$ qui serviront à initialiser le traitement de l'enregistrement n .

4.4.3. Simulation

Afin d'illustrer les possibilités de l'algorithme, nous présentons une simulation pour laquelle nous avons supposé que le canal de propagation était constitué de 4 trajets proches lentement variables au cours du temps. Le signal émis est une séquence binaire de longueur maximale (S.B.L.M.) dont le pas élémentaire est θ . Sa fonction d'autocorrélation est donc un triangle de base 2θ . C'est de ce modèle que nous nous sommes servis pour construire la simulation, et c'est celui qui sera utilisé dans l'algorithme.

La figure 3a) présente l'ensemble des enregistrements simulés avec rapport signal sur bruit infini. Chaque enregistrement est la somme de 4 triangles dont la position dépend d'un paramètre τ_i ; ces retards étant lentement variables au cours du temps. Il est évident sur cette figure qu'aucun des trajets n'apparaît véritablement. Les retards respectifs entre trajets sont trop proches (inférieurs à θ).

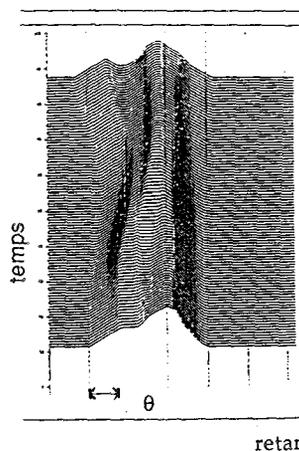


Figure 3a. — Sans bruit.

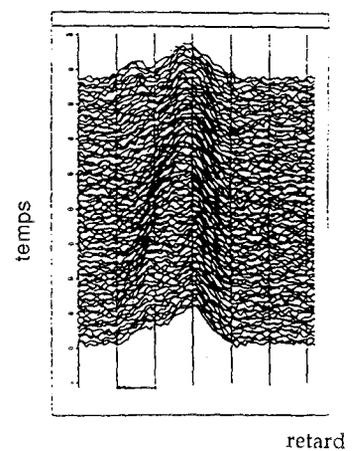


Figure 3b. — Avec bruit.

Figure 3. — Simulation des données en sortie de canal à 4 trajets proches.

Sur la figure 3b du bruit a été rajouté. Le rapport signal à bruit est de 20 dB.

Ceci correspond donc à ce que l'on obtiendrait pratiquement à la sortie de l'intercorrélation.

La figure 4 montre les résultats de l'estimation des retards faite avec l'algorithme ci-dessus. Dans la figure 4a, les 4 traits pleins sont les variations réelles de chacun des trajets ; les pointillés sont les résultats de l'étape d'estimation lorsque chaque enregistrement est traité indépendamment les uns des autres ($\mu = 0$). Pour chaque enregistrement 4 retards ont été estimés et positionnés.

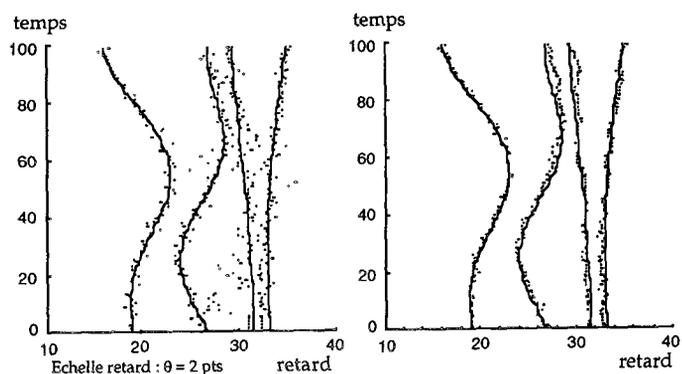


Figure 4a. — ($\mu = 0$).

Figure 4b. — ($\mu = 0,5$).

Figure 4. — Résultat de l'estimation de la position des 4 retards (algorithmes MV et MAP).

On s'aperçoit que le premier trajet (à gauche sur la figure) est assez bien estimé et que l'on peut suivre son évolution temporelle sans trop de difficultés. Il n'en est pas de même des trois autres trajets, trop proches les uns des autres, et pour lesquels l'estimation reste problématique si on utilise les données indépendamment les unes des autres.

Sur la figure 4b sont présentés les résultats obtenus lorsque $\mu = 0,5$, en utilisant donc le critère donné par la formule (34). L'amélioration qui en découle est indéniable. Cette amélioration est surtout sensible dans le suivi de chacun des trajets. De plus la superposition de l'évolution réelle des trajets (toujours traits pleins) sur l'estimée qui en a été faite (en pointillés) révèle que le biais n'est en réalité pas très important.

5. Application à des données réelles en acoustique sous-marine (a.s.m.)

Nous donnons ci-après 2 exemples d'utilisation des algorithmes ci-dessus dans le cadre de l'identification du canal a.s.m.

5.1. TOMOTEST [13]

Le premier exemple a trait à la tomographie acoustique océanique (TAO) [20, 21]. La TAO utilise la transmission

acoustique entre un réseau d'émetteurs et de récepteurs acoustiques immergés. Les temps de retard de l'onde acoustique entre l'émetteur et le récepteur sont les paramètres essentiels qui permettent de remonter au champ de célérité de la zone étudiée. Ces temps de retard doivent être estimés et identifiés avec la plus grande précision. L'exemple montré ci-dessous concerne la transmission entre un émetteur et un récepteur sur une distance d'environ 200 km. Le signal émis est modulé en phase à 2 états (BPSK) autour de 400 Hz. L'émission est répétée toutes les 30 minutes. Les caractéristiques de la Séquence Binaire de Longueur Maximale (SBLM) de modulation sont : Nombre d'états $N = 511$, $\theta = 10$ ms. Le premier traitement effectué à la réception après la démodulation est l'intercorrélation émis-reçu, ainsi qu'on l'a vu ci-dessus. La figure 5a représente les intercorrélations successives obtenues sur une durée de l'ordre de 3 jours (à raison d'une toutes les 1/2 heures) et sur une tranche temporelle de 5 secondes. Sur la figure 5b on a sélectionné les 50 premiers enregistrements dans une zone temporelle de 64 ms qui correspond au maximum d'énergie reçue. C'est ceci que nous allons analyser plus en détail et ces 50 enregistrements une fois discrétisés seront nommés *blocs* dans la suite. On voit qu'il est très difficile de distinguer et d'estimer des « trajets » dans ces données qui montrent une grande variabilité ; il serait donc illusoire de vouloir faire ici un essai d'identification par des traitements classiques (seuil ou maximum).

Les trajets ont été estimés par les mêmes algorithmes (29) et (32) que ceux employés pour les simulations précédentes. En ce qui concerne le nombre de trajets, une prévision par

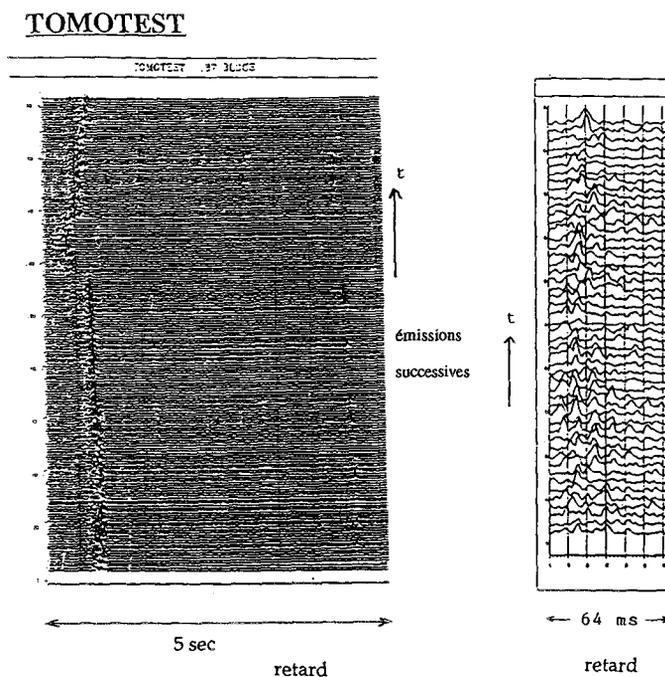


Figure 5a.

Figure 5b. — (Loupe).

Figure 5. — Intercorrélations successives obtenues en sortie de l'appareil de TAO.

tracé de rayons laisse présager [26] au total 8 rayons propres : 4 réfractés, et 4 réfléchis sur le fond, sur une dispersion temporelle totale de l'ordre de 300 ms. Sur la durée d'analyse sélectionnée (64 ms) on s'attend donc à 5 ou peut-être 6, ou 7, trajets ; rappelons encore la grande variabilité des données ci-dessus avec des « disparitions » ou « apparitions » visuelles de pics. Pour l'estimation le nombre de trajets a donc été fixé soit à 6, soit à 7.

Les résultats de l'estimation des temps de retards sont présentés à titre indicatif sur la figure 6 dans le cas $p = 6$. Dans les deux situations (6 et 7 trajets) nous avons mis en œuvre l'algorithme avec soit $\mu = 0$ (chaque enregistrement est traité séparément, les conditions initiales de l'algorithme sur un enregistrement sont les résultats obtenus à l'enregistrement précédent), soit $\mu = 0.05$ (MAP).

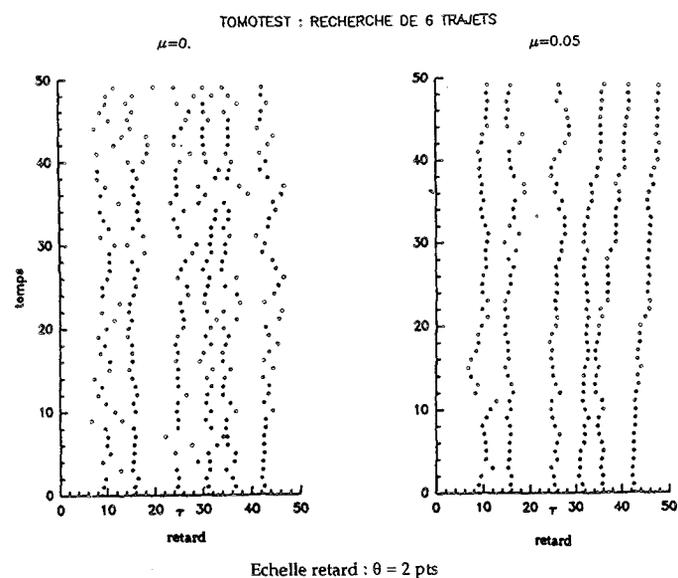


Figure 6a. — Avec algorithme MV. Figure 6b. — Avec algorithme MAP.

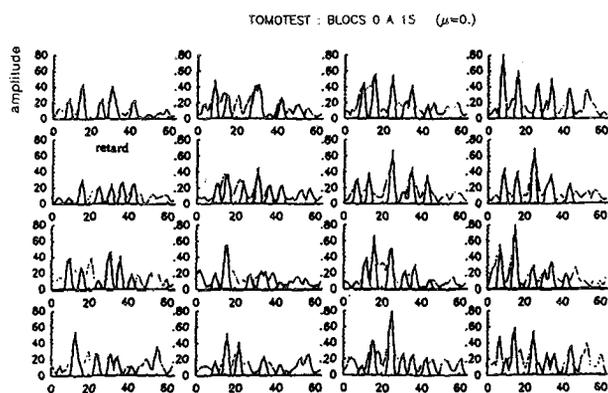


Figure 6c. — Reconstitution des données.

Figure 6. — Estimation du milieu TOMOTEST.

La figure 6c donne à titre indicatif la reconstitution du signal avec les estimations des retards faites ci-dessus ($\mu = 0$) et les amplitudes complexes estimées par (33), sur les 15 premiers blocs traités. Les courbes fines sont les

données initiales, les courbes plus épaisses correspondent aux données reconstituées. La qualité de la reconstitution est mesurée par l'écart (au carré) entre les 2 courbes, qui correspond à la fonctionnelle J. Un autre point important est le suivi de l'estimation des retards, dont la variation doit être physiquement « lente ».

La figure 6 montre qualitativement :

- i) la qualité de la reconstitution
- ii) l'amélioration très nette apportée par la prise en compte des données successives dans l'algorithme MAP, en ce qui concerne le suivi des trajets et leur estimation.

A la suite de divers essais effectués [13], on peut dire que l'estimation avec $\mu = 0$ privilégie l'exactitude aux données (reconstitution), tandis que pour $\mu \neq 0$, cette exactitude est moins respectée, mais le suivi temporel est favorisé.

Enfin le choix final concernant le nombre de trajets et leur estimation doit tenir compte de l'ensemble des éléments ci-dessus.

5.2. EXPÉRIENCE ST JEAN CAP FERRAT [19]

Cette expérience se place dans le cadre de la caractérisation précise d'un canal acoustique à courte distance (4 km) en vue de transmissions acoustiques, et a été faite en liaison avec le CERTEL (Centre d'Études et de Recherches en Télécommunication) et le CERDSM (Centre d'Études et de Recherches en Détection Sous-Marine).

On utilise encore des signaux BPSK, de fréquence porteuse plus haute (2 kHz). Les exemples montrés ci-dessus concernent le cas de SBLM de bande très large ($B = 1$ kHz) de BT 1023 ; et $\theta = 1$ ms. La figure 7 donne la suite des intercorrélations obtenues au cours du temps, sur une durée

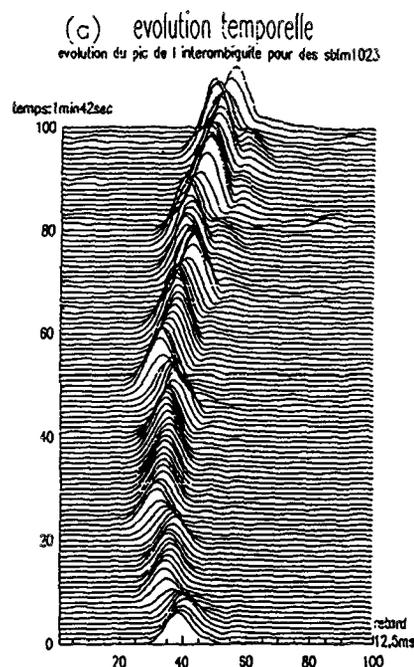


Figure 7. — Première estimation de la réponse du canal par intercorrélations successives.

de l'ordre de 2 minutes ; la plage de retard intéressante de la r.i. estimée est de l'ordre de 10 ms. On voit sur cette figure l'évolution temporelle de la réponse ; une interprétation rapide de cette figure conduirait à penser qu'il n'y a qu'un trajet de propagation ; en fait le tracé de rayons prévoit 2 trajets très proches espacés de 0,7 ms — non distinguables directement — et ceci malgré la forte résolution directe du signal (2 ms).

Nous mettrons en œuvre sur ces données l'algorithme MV ou MAP décrit ci-dessus pour l'estimation des paramètres de 2 trajets proches. Auparavant il est intéressant de voir ici ce que donne une *détection de maximum* faite directement en sortie de la figure 7. Ceci est réaliste ici car le rapport S/B est assez fort, et la figure 7 assez « propre ». Cette détection de maximum revient à décider que la position du (ou des) maxima, sur chaque enregistrement, correspond à 1 (ou des) trajets. Rappelons que, ainsi qu'il a été évoqué au § 33, ceci revient à appliquer une méthode non linéaire et une décision un peu arbitraire, et que ceci

n'est effectivement optimal que si les « trajets » sont très espacés (de sorte que $\Gamma_s(\tau_i - \tau_j) \neq 0$ ainsi que l'on a vu au § 4.2).

La figure 8 donne une représentation par courbes de niveau et compare les résultats obtenus avec la détection de maximum (cas a), l'estimation MV $\mu = 0$ (cas b), et l'estimation MAP : $\mu = 0.1$ (cas c). Les positions estimées des 2 trajets sont figurées en pointillé rouge. On voit que même si la détection de maximum fait bien apparaître 2 maxima (d'amplitude très différente...), l'écart entre les 2 est très biaisé. En revanche, l'estimation MV donne déjà d'excellents résultats. (L'écart est bien estimé à 0,7 ms) ; ces résultats sont ici un peu améliorés par la prise en compte successive des enregistrements (avec $\mu = 0.1$). Le rapport [19] détaille ensuite l'estimation des paramètres « amplitude » et la reconstitution du signal : celle-ci prend en compte l'estimation des 2 retards, et somme les signaux ainsi décalés, et affectés des amplitudes et phases estimées. Cette reconstitution s'avère totalement satisfaisante lorsqu'on a utilisé l'algorithme MAP.

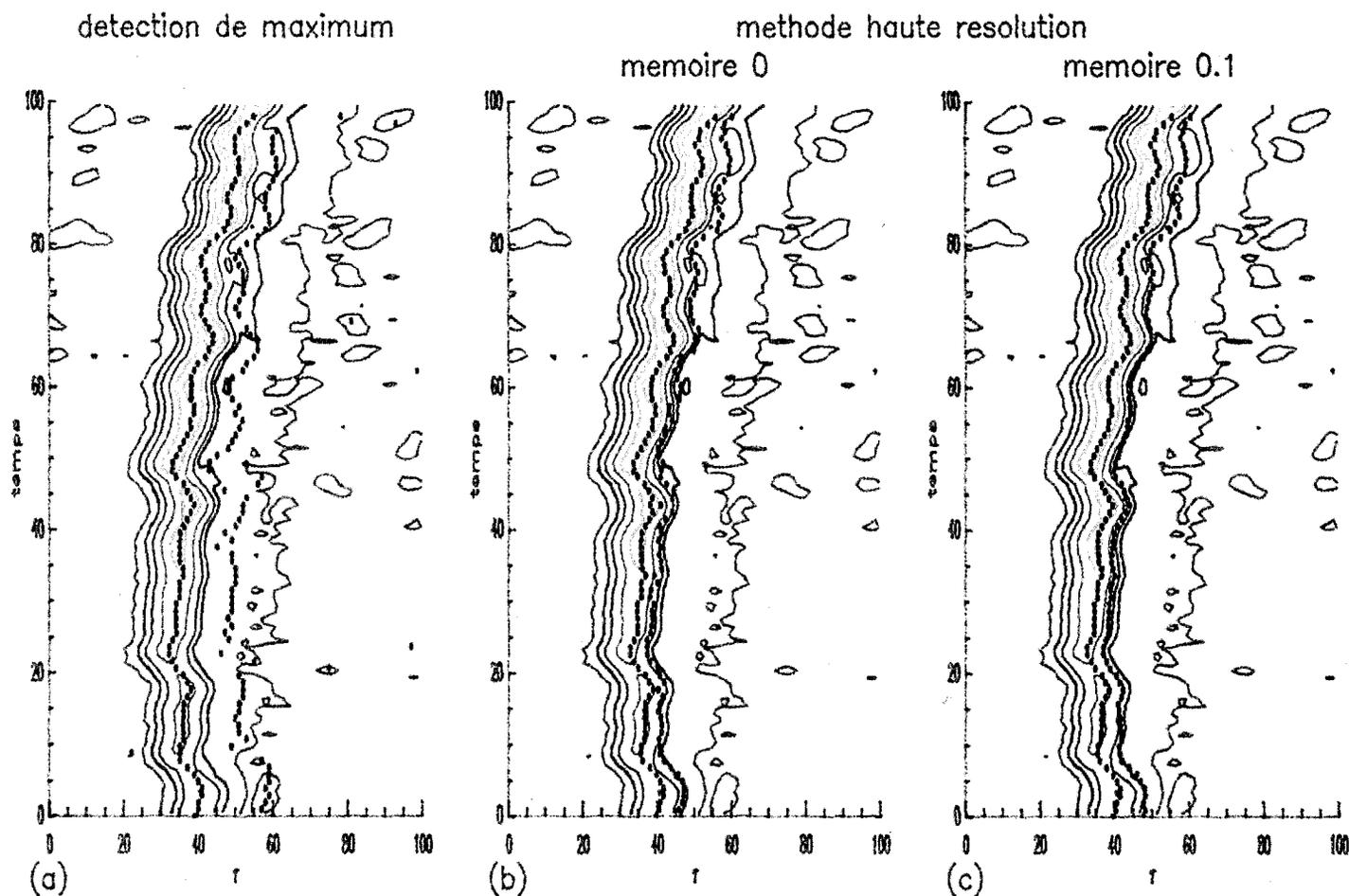


Figure 8. — Comparaison de 3 méthodes pour l'estimation de la position des 2 retards (2 séries de pointillés rouges) tirée de [19] : a) détection de maximum en sortie de la figure 7, b) algorithme MV, c) algorithme MAP $\mu = 0.1$.

6. Conclusion

Nous avons rappelé les 2 types de modèles sous-jacents lors de l'identification active d'un canal de propagation. Dans le cas linéaire, l'identification optimale conduit à la déconvolution et celle-ci ne donne finalement de bons résultats qu'en introduisant de l'information a priori (méthode bayésienne). Lorsque le canal est supposé décrit directement avec un modèle à trajets multiples, l'identification optimale conjointe des paramètres des trajets est un problème non linéaire. Nous avons proposé ici un algorithme performant (dit algorithme MV (32)-(33)) permettant l'estimation de trajets *proches*, après une première étape de traitement par intercorrélations. Là encore l'introduction d'information a priori est fort utile, et nous avons proposé d'utiliser les données successives — dont on dispose souvent en pratique — comme information supplémentaire dans l'algorithme dit alors MAP (§ 4.4.2). L'emploi des techniques bayésiennes permet de bien doser la part des données nouvelles et celle de l'acquis, ou du supposé ; le choix du paramètre de pondération est bien entendu un problème important et non totalement déterminé a priori.

Il n'en reste pas moins que l'algorithme d'optimisation non linéaire conjoint proposé se révèle tout à fait réaliste et performant, et ceci même en présence d'un nombre de trajets important (6 ou 7), et on a vu les résultats très intéressants obtenus sur les simulations et sur les signaux réels.

Il est clair finalement que l'identification du modèle sera d'autant mieux faite qu'on utilisera au mieux toute la connaissance *physique* sur le milieu à identifier ; on a cité par exemple les prédictions faites par tracés de rayons en a.s.m., mais il faut aussi tenir compte des connaissances que l'on peut avoir sur le type de variations de la réponse, sa stationnarité etc... et tout ceci pourrait alors aussi être pris en compte dans un modèle plus complexe de la solution a priori et de l'information a priori rajoutée.

Ce travail a été conduit en partie grâce à une convention avec l'Ifremer et la DCN.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] G. HAKIZIMANA, G. JOURDAIN, G. LOUBET, *Adapted codes for communication through multipath channel in coding theory and applications*. G. Cohen, Godlewski, Eds Springer, pp. 173-182, 1988.
- [2] R. PRICE, P. F. GREEN, *Signal processing in radar astronomy and communication via fluctuating multipath media*, MIT, Lincoln Lab., Lexington, MA. Rep 234, 1960.
- [3] F. CHAVAND-GOUTELARD, C. DESAGE, J. P. VAN UFFELEN, *Système de transmission à codes pseudo-orthogonaux adaptés au canal HF*, Colloque Gretsï, Nice, pp. 511-517, 1983.
- [4] G. L. TURIN, *Introduction to spread-spectrum antimultipath techniques to urban digital radio*, Proc. of the IEEE, pp. 321-353, March 1980.
- [5] G. JOURDAIN, M. A. PALLAS, *Multiple Time Delay Estimation in Underwater Acoustic Propagation*, in Lecture Note in Control and Information Sciences, Vol. 85, Springer Verlag, pp. 34-63, 1986.
- [6] S. M. RIAD, *The Deconvolution Problem : an Overview*, Proc. of the IEEE, Vol. 74, n° 1, pp. 82-85, 1986.
- [7] G. DEMOMENT, *Image Reconstruction and Restoration : Overview of Common Estimation Structures and Problems*, IEEE Trans. ASSP, Vol. 37, n° 3, pp. 2024-2036, 1989.
- [8] G. JOURDAIN, M. A. PALLAS, *Active high resolution time delay estimation for large BT signals*, IEEE ASSP, Vol. 39, n° 4, pp. 781-788, 1991.
- [9] J. P. IANNIELLO, *High-Resolution Multipath Time Delay Estimation for Broad-Band Random Signals*, IEEE Trans. ASSP, Vol. 63, n° 3, pp. 320-327, 1988.
- [10] A. H. KIRSTEINS, A. H. QUAZI, *Resolution of closely Spaced Multipaths via linear Prediction*, NUCS Internal Report, 1987.
- [11] M. A. PALLAS, *Identification Active d'un Canal de Propagation à Trajets Multiples*, Thèse de l'INPG, 1988.
- [12] H. BOUCARD, G. JOURDAIN, G. LOUBET, *Traitement linéaire optimal de signaux de communication sous-marine*, Colloque Gretsï, Nice, pp. 237-242, 1985.
- [13] V. NIMIER, *Contribution à l'estimation des paramètres caractérisant la propagation par trajets multiples*. Thèse de doctorat de l'INPG, 1990.
- [14] V. NIMIER, G. JOURDAIN, B. FAURE, *Use of High Resolution Methods In Time Delay Estimation for Tomography*, Proc. ICASSP 89, Glasgow-Scotland, p. 344-348, 1989.
- [15] E. T. JAYNES, *Prior Probabilities*, in E. T. Jaynes : Papers on Probability, Statistics and Statistical Physics. R. D. Rosenkrants (Editor), Kluwer Academic Publishers, pp. 116-130, reprinted 1989.
- [16] G. JOURDAIN, M. A. PALLAS, *Joint Estimation of Close Delay and Application to Underwater Acoustics*, EUSIPCO 86, La Haye, Netherlands, pp. 973-976, Proceedings, 1986.
- [17] J. RISSANEN, *A Universal Prior for Integers and Estimation by Minimum Description Length*, The Annals of Statistics, Vol. 11, n° 2, pp. 417-431, 1983.
- [18] Y. GOUSSARD, *Déconvolution de processus aléatoires non Gaussiens par maximisation de vraisemblances*, Thèse de Doctorat, Ec. Sup. Elec., 1989.
- [19] B. CHABRE, *Caractérisation du milieu marin, étude de trajets de propagation*, Rapport CEPHAG, 1991.
- [20] Y. DESAUBIES, F. EVENNOU, F. GAILLARD, T. TERRE, *Tomographie Acoustique de l'Océan : Aspects techniques et pratiques*, Rap. IFREMER, 1990.
- [21] Y. DESAUBIES, *Tomographie Acoustique de l'Océan*, Colloque Gretsï, Nice, pp. 1c-5c, 1987.
- [22] V. H. PISARENKO, *The Retrieval of Harmonics from a covariance Function*, Geophys. J. R. Astr. Soc., Vol. 33, pp. 511-531, 1973.
- [23] H. L. VAN TREES, *Detection, Estimation and Modulation theory*, John Wiley and Sons, N.Y. 1968.
- [24] R. SCHMIDT, *Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation*, IEEE Trans. on Ant. and Prop., Vol. 34, n° 3, pp. 276-290, 1986.
- [25] D. W. TUFTS, R. KUMARESAN, *Estimation of frequencies of multiple sinusoids : Making linear prediction perform like maximum likelihood*, Proc. IEEE, Vol. 70, n° 9, pp. 975-987, septembre 1982.
- [26] D. JUYE, *Détermination des rayons propres et de la réponse impulsionnelle en océan stratifié*. Rapport CEPHAG, 10/88.

Annexe

Expression de la dérivée de J.

$$J(\underline{T}, \underline{\Delta}) = \left\| \underline{y} - M(\underline{T}) \underline{\Delta} \right\|^2.$$

Notons \underline{m}_i le vecteur modèle, de composantes

$$m(j - \tau_i), \quad j \text{ de } 1 \text{ à } n$$

$$J(\underline{T}, \underline{\Delta}) = \left(\underline{y} - \sum_{i=1}^p a_i \underline{m}_i \right)^+ \left(\underline{y} - \sum_{i=1}^p a_i \underline{m}_i \right).$$

La quantité $\frac{\partial J(\underline{T}, \underline{\Delta})}{\partial \underline{T}}$ est un vecteur de dimension

p qui a pour composantes :

$$\frac{\partial J(\underline{T}, \underline{\Delta})}{\partial \tau_i} = 2 \operatorname{Ré} \left\{ \left(a_i \frac{\partial \underline{m}_i}{\partial \tau_i} \right)^+ \left(\underline{y} - \sum_{i=1}^p a_i \underline{m}_i \right) \right\}$$

ou encore, si $\dot{\underline{m}}_i \triangleq \frac{\partial \underline{m}_i}{\partial \tau_i}$ est le vecteur dérivé de \underline{m}_i ,

$$\frac{\partial J(\underline{T}, \underline{\Delta})}{\partial \tau_i} = 2 \operatorname{Ré} \left\{ (a_i \dot{\underline{m}}_i)^+ (\underline{y} - M(\underline{T}, \underline{\Delta})) \right\}.$$

Manuscrit reçu le 25 mars 1992.