

# Estimation du canal acoustique sous-marin pour la Tomographie Acoustique par petits fonds

## Estimation of the underwater acoustic channel for shallow water Acoustic Tomography

Olivier Rabaste, Thierry Chonavel

olivier.rabaste@enst-bretagne.fr  
thierry.chonavel@enst-bretagne.fr

Manuscrit reçu le 30 novembre 2006

### Résumé et mots clés

Dans cet article, nous nous intéressons au traitement des données réelles enregistrées au cours de la campagne de Tomographie Acoustique Océanique « PASSTIME » effectuée par le SHOM en Octobre 2005. Pour une forme d'onde transmise connue du récepteur, nous proposons de présenter le problème de l'estimation de la réponse impulsionnelle du canal acoustique sous-marin sous la forme d'un problème bayésien. Le canal est alors modélisé par un *a priori* Bernoulli-Gaussien, et l'estimateur est évalué à partir de simulations générées au moyen d'un algorithme de Gibbs. Comme le traitement des données PASSTIME met en évidence d'importantes distorsions subies par le signal, nous effectuons l'estimation préalable de la forme d'onde distordue au moyen d'un algorithme alternant l'estimation du canal par une méthode de type Matching Pursuit, et l'estimation de la forme d'onde au sens du maximum de vraisemblance. L'application aux données PASSTIME conduit à des résultats très satisfaisants.

Tomographie acoustique océanique, modèle Bernoulli-Gaussien, échantillonnage de Gibbs, Matching Pursuit.

### Abstract and key words

This paper deals with the processing of real data recorded during the Oceanic Acoustic Tomography experiments « PASSTIME » carried out by the SHOM in October 2005. The transmitted signal waveform of interest is assumed to be known at the receiver side, and we address the problem of the channel impulse response estimation in a bayesian framework: the channel is modeled via a Bernoulli-Gaussian process, and estimation is achieved via a Gibbs sampler. As the processing of PASSTIME data emphasizes distortions of the transmitted signal, we add a preliminary processing step for estimating the distorted waveform by means of a simple iterative procedure that alternatively estimates the channel impulse response via a Matching Pursuit approach, and the waveform itself by maximizing the likelihood. The proposed algorithms are applied to PASSTIME records, and prove to be very satisfactory.

Oceanic acoustic tomography, Bernoulli-Gaussian model, Gibbs sampler, Matching Pursuit.

### Remerciements

Ce travail a été financé par le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM). Les auteurs souhaitent par ailleurs remercier C. Gervaise (ENSIETA) pour les prétraitements qu'il a réalisés sur les données PASSTIME et qui ont permis d'en faciliter l'exploitation.

# 1. Introduction

Le canal acoustique sous-marin, lorsqu'il est modélisé au moyen de la théorie des rayons, peut être vu comme un canal à trajets multiples : ce type de canal est caractérisé par la présence à la réception de la succession de plusieurs copies diversement retardées et atténuées du même signal émis. Ces multitrajets sont porteurs d'information : en effet, les amplitudes et les temps de retard des différents signaux observés sont directement liés aux caractéristiques physiques et géométriques du milieu marin. Ce sont ces propriétés qui sont à l'origine de la Tomographie Acoustique Océanique (TAO), méthode d'investigation du milieu marin proposée en 1979 par W. Munk et C. Wunsch [Munk]. Cette technique, constituée de deux étapes, le problème *direct* et le problème *inverse*, nécessite notamment l'estimation de la réponse impulsionnelle du canal acoustique sous-marin à partir de signaux reçus sur le canal réel. En particulier, dans le cadre de la TAO *active*, ces signaux proviennent de l'émission sur le canal d'un signal connu du récepteur.

Le choix du signal émis est soumis à plusieurs contraintes : sa fonction d'autocorrélation doit être suffisamment intéressante pour pouvoir faciliter l'étape de détection et d'estimation des paramètres des trajets, en particulier lorsqu'il s'agit d'estimer les trajets lointains de la réponse impulsionnelle, généralement de faibles amplitudes, ou d'estimer des trajets proches. Par ailleurs, dans une optique de discrétion, qui peut être motivée par des objectifs de confidentialité ou de préservation de la faune marine, le signal retenu doit présenter des caractéristiques peu détectables à faible rapport signal à bruit. Ainsi, nous avons montré dans [Rabaste1] que des deux types de signaux les plus couramment employés en TAO que sont les séquences binaires de longueur maximale (SBLM) modulées par BPSK et les signaux chirps, les SBLM assurent une meilleure discrétion dans la mesure où leurs caractéristiques de cyclostationnarité sont plus difficiles à détecter par un observateur extérieur que les caractéristiques temps-fréquences souvent fortement marquées des signaux chirps. Aussi, nous nous limiterons dans la suite à l'emploi de séquences SBLM.

Ces séquences présentent des propriétés de corrélation circulaire particulièrement intéressantes, notamment l'absence de pics de corrélation secondaires. Malgré tout, un traitement supplémentaire s'avère nécessaire pour obtenir une estimation précise des paramètres du canal, en particulier en présence de trajets proches qui peuvent être non résolus par un simple filtrage adapté. Par ailleurs, le passage obligatoire du signal émis au travers du transducteur d'émission induit un certain nombre de distorsions qu'il est nécessaire de prendre en compte afin d'obtenir une estimation satisfaisante du canal acoustique. Enfin, la présence possible d'effets Doppler affectant diversement les différents trajets doit généralement être prise en compte [Rabaste2]. Toutefois, dans le cadre des données PASSTIME étudiées plus particulièrement ici, ces effets Doppler sont négligeables, et nous n'en tiendrons donc pas compte dans la suite de cet article.

Nous commençons par décrire dans la section 2 la campagne PASSTIME menée par le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM) en Octobre 2005, ainsi que les prétraitements que nous avons effectués sur le signal enregistré. Nous présentons ensuite, dans la section 3, deux méthodes utilisables pour estimer la réponse impulsionnelle d'un canal acoustique sous-marin, et notamment une méthode très performante fondée sur l'emploi d'un modèle Bernoulli-Gaussien et la résolution du problème d'estimation au moyen d'une méthode de Monte Carlo par Chaîne de Markov (MCMC). Nous présentons enfin dans la section 4 les résultats obtenus lors de l'application des algorithmes proposés à des signaux réels, provenant de la campagne PASSTIME menée par le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM). Nous y montrons en particulier la dégradation des performances liée aux fortes distorsions de la forme d'onde utilisée, essentiellement dues au transducteur d'émission. Il est cependant possible d'estimer ces distorsions de manière simple et rapide et ainsi d'aboutir à des performances intéressantes.

## 2. Description de la campagne PASSTIME

La campagne PASSTIME a été menée par le SHOM dans le golfe de Gascogne en Octobre 2005. Au cours de cette campagne, qui s'est déroulée sur trois jours, divers signaux ont été émis, dont des séquences binaires à longueur maximale (SBLM) transmises au moyen d'une modulation de phase à deux états (BPSK). Nous allons nous intéresser plus particulièrement à ces signaux dans la suite de cet article.

### 2.1. Configuration de l'expérience

Au cours de la campagne PASSTIME, l'émetteur est entraîné par un bateau, le BSHM Alcyon, qui est soit immobile soit en mouvement au cours des émissions. Le dispositif de réception est constitué d'une antenne, nommée Elise, qui comporte six hydrophones disposés verticalement à différentes profondeurs. L'antenne Elise est attachée à une bouée elle-même ancrée au fond marin par un lest. L'ensemble du dispositif de réception est animé d'un mouvement lent lié aux marées, qui lui fait décrire une ellipse autour de la position du lest. Le canal étudié est un canal petits fonds, la profondeur au niveau du lest de la bouée Télémaque étant de 135 mètres. La configuration de l'expérience est schématisée sur la figure 1.

En sortie du transducteur d'émission, un hydrophone situé au bout d'une perche de 3,60 mètres de long enregistre le signal émis, de manière à mesurer les distorsions apportées par ce transducteur. La consigne électrique fournie à l'entrée du transducteur est également enregistrée.

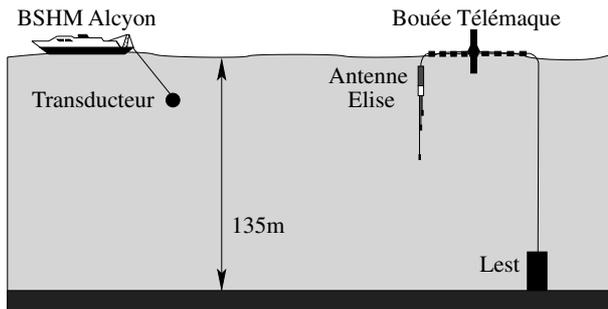


Figure 1. Configuration de la campagne PASSTIME.

## 2.2. Données émises

La fréquence porteuse des signaux utilisés a été fixée à  $f_c = 550$  Hz, avec une durée symbole de  $T_b = 4$  ms, de sorte que le signal est localisé dans la bande de fréquences  $B = [300, 800]$  Hz. L'ordre de la séquence émise est  $n = 9$ , si bien que la séquence comporte  $N = 2^n - 1 = 511$  bits. Cette séquence est émise 9 fois consécutivement, de manière à faire ressortir après filtrage adapté la fonction d'autocorrélation circulaire de ce type de séquence, particulièrement intéressante puisqu'elle ne présente pas de pic de corrélation secondaire, comme le montre la figure 2. Ainsi la durée totale du signal émis est de 18.396 s, et n'excède pas les 20 s maximales qui avaient été fixées pour l'expérience. La corrélation du signal final avec la séquence SBLM génératrice est présentée figure 3. On voit clairement apparaître l'autocorrélation circulaire de la figure 2, sauf sur les bords où l'on retrouve les pics secondaires de l'autocorrélation a périodique de la séquence SBLM.

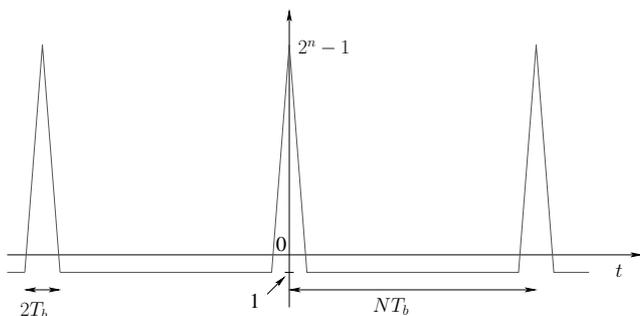


Figure 2. Fonction d'autocorrélation circulaire d'une SBLM.

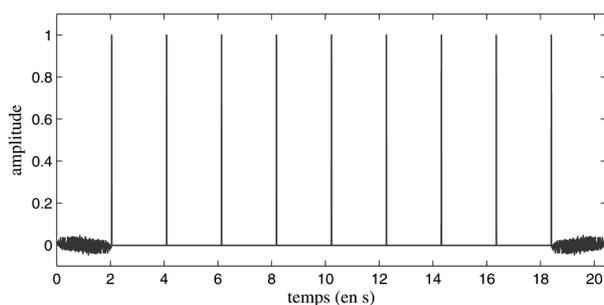


Figure 3. Corrélation du signal dupliqué avec la séquence SBLM.

## 2.3. Signaux reçus

Avant de réaliser l'estimation du canal, il est généralement préférable d'effectuer un prétraitement du signal reçu. En présence d'effets Doppler, ce traitement consiste en l'application d'un banc de filtres Doppler, où chaque filtre effectue une première étape de démodulation à une fréquence  $f$  particulière, et une deuxième étape de filtrage adapté à la séquence SBLM. Ce traitement permet de récupérer les trajets du canal soumis à des décalages Doppler importants. Nous avons par ailleurs montré qu'il est alors possible, dans le cas des séquences SBLM, d'effectuer l'estimation du canal à partir du signal bidimensionnel obtenu en sortie de ce traitement en découplant l'estimation des temps de retard de l'estimation des amplitudes et des fréquences Doppler [Rabaste2].

Cependant, dans le cadre de la campagne PASSTIME, ce traitement n'est pas nécessaire, dans la mesure où les effets Doppler sont très faibles (le BSHM Alcyon se déplace très lentement) et où il apparaît que l'ensemble des trajets du canal sont soumis au même décalage fréquentiel. Il est donc préférable ici de déterminer ce décalage fréquentiel faible, puis d'effectuer une unique démodulation du signal à la fréquence correspondante. Le signal peut alors être filtré par filtrage adapté. En dehors du fait que l'on travaille à faible rapport signal à bruit sur le canal, cette étape de filtrage adapté est ici préférable dans la mesure où le signal est fortement distordu lors de son émission par le transducteur et sa propagation sur le canal, de sorte qu'il est nécessaire d'effectuer une étape d'estimation du signal déformé. Or, le filtrage adapté regroupant l'énergie totale du signal sur une très courte durée égale à  $2T_b$ , la forme d'onde à estimer dans ce cas s'avère donc beaucoup plus courte et beaucoup plus facile à estimer que le signal émis lui-même, de durée  $NT_b$ . Par ailleurs, comme nous le verrons plus loin, l'algorithme utilisé procédant de manière itérative et nécessitant le calcul de la convolution de la forme d'onde avec la réponse impulsionnelle du canal à chaque itération et pour chaque composante du signal reçu, le coût de calcul s'avérerait réhibitore dans le cas où la convolution devrait être calculée pour un signal long.

Cependant, il est clair que l'opération de filtrage adapté, inversible en l'absence d'effet de bord (ce qui est le cas ici), ne dégrade pas l'information utile; de plus on notera que la vraisemblance des données avant et après filtrage adapté est identique, le filtrage adapté étant compensé par la corrélation correspondante introduite sur le bruit. Il est donc équivalent d'effectuer l'estimation avant ou après filtrage adapté du point de vue des performances.

Le prétraitement précédent a tout d'abord été appliqué au signal mesuré par l'hydrophone de la perche qui enregistre le signal en sortie du transducteur d'émission. Cela a permis de mettre en évidence une forte distorsion du signal due au transducteur, clairement visible sur la figure 4 qui compare la fonction d'autocorrélation circulaire de la SBLM au signal enregistré par la perche en sortie de filtrage adapté. Il sera donc nécessaire de prendre en compte ces distorsions lors de l'estimation de la réponse impulsionnelle du canal.

Un exemple typique de signal obtenu après filtrage adapté à la SBLM est présenté sur la figure 5.

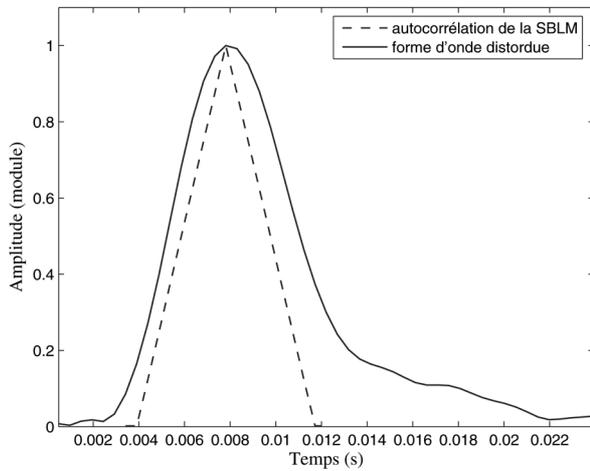


Figure 4. Comparaison de la fonction d'autocorrélation de la SBLM et du signal enregistré par la perche obtenue après filtrage.

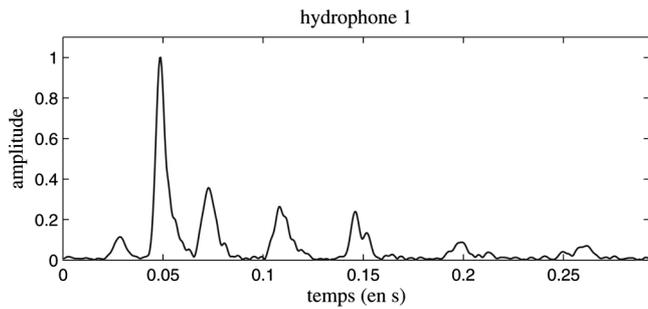


Figure 5. Exemple de signal reçu (en module) après filtrage adapté.

### 3. Déconvolution des canaux multi-trajets

#### 3.1. Modèle utilisé

En l'absence d'effets Doppler, la propagation de l'onde acoustique dans l'océan peut se modéliser comme l'action d'un filtre de réponse impulsionnelle  $h(t)$  sur le signal émis  $e(t)$ , en présence d'un certain bruit additif  $n_0(t)$  souvent supposé centré et gaussien, de fonction d'autocorrélation  $\Gamma_{n_0}(t)$  elle-même supposée connue, et qui pourrait de toute manière être estimée à partir de mesures sur le canal avant l'émission du signal. La composante de bruit  $n(t) = n_0(t) \star e(-t)$  résultant de l'application du filtrage adapté a pour fonction d'autocorrélation  $\Gamma_n(t) = \lambda(t) \star \Gamma_{n_0}(t)$ , où  $\lambda(t)$  est l'autocorrélation de la séquence émise. Après échantillonnage, le signal reçu peut ainsi s'écrire sous la forme

$$\mathbf{x} = \mathbf{S}_\lambda \mathbf{h} + \mathbf{n}, \tag{1}$$

où les vecteurs  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{h}$  et  $\mathbf{n}$  représentent respectivement les versions échantillonnées du signal reçu, de la réponse impulsionnelle du canal et du bruit en sortie de filtrage adapté, et  $\mathbf{S}_\lambda$  la matrice de convolution associée à l'autocorrélation du signal émis, donnée par

$$\mathbf{S}_\lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \lambda_2 & \lambda_1 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & & & \vdots \\ \lambda_L & \lambda_{L-1} & \dots & \lambda_1 & & 0 \\ 0 & \lambda_L & \dots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \ddots & & & \lambda_1 \\ \vdots & & 0 & \lambda_L & \dots & \lambda_2 \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \lambda_L \end{pmatrix},$$

lorsque les échantillons de  $\lambda(t)$  sont notés  $[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L]$ . Notons que pour un pas d'échantillonnage inférieur à la période symbole de la SBLM, le vecteur de bruit  $\mathbf{n}$  est corrélé, même lorsque le bruit sur le canal est blanc, en vertu de l'expression de la fonction de corrélation  $\gamma_n(t)$  de  $n(t)$  indiquée ci-dessus. Le modèle multi-trajets du canal conduit à une réponse impulsionnelle de la forme

$$h(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \delta(t - \tau_p),$$

où  $P$  est le nombre de trajets présents,  $\alpha_p$  l'amplitude du trajet  $p$  et  $\tau_p$  son temps de retard. Dans ce modèle, les amplitudes  $\alpha_p$  sont complexes car elles modélisent à la fois l'atténuation et le déphasage subis par chaque trajet.

Le signal reçu peut alors s'écrire sous forme échantillonnée

$$\mathbf{x} = \sum_{p=1}^P \alpha_p \boldsymbol{\lambda}_p + \mathbf{n}, \tag{2}$$

où  $\boldsymbol{\lambda}_p$  représente la version échantillonnée de l'autocorrélation décalée  $\lambda(t - \tau_p)$  de la SBLM. Pour un échantillonnage fin de l'observation, on peut raisonnablement assimiler  $\tau_p$  au point le plus proche de la grille d'échantillonnage, ce que l'on fera ici. Notons cependant qu'au besoin, il est possible de s'affranchir de cette contrainte par un traitement approprié [Bourguignon]. Finalement, deux modèles différents sont utilisables pour effectuer l'estimation du canal acoustique sous-marin : le modèle non paramétrique (1) et le modèle paramétrique (2). Sous le modèle paramétrique, le problème d'estimation de la réponse impulsionnelle du canal peut être résolu de nombreuses façons, que ce soit dans le domaine temporel ou fréquentiel. Le principal problème de ce type de méthode réside dans la nécessité de connaître le nombre de trajets  $P$ . Ce paramètre peut être estimé par des méthodes telles que le critère AIC (Akaike Information Criterion) [Akaike] ou le critère MDL (Minimum Description Length) [Rissanen], mais ces approches restent peu

satisfaisantes dans le cas des canaux petits fonds présentant de nombreux trajets avec une variation d'amplitude forte entre les premiers et les derniers trajets. Pour  $P$  connu, le problème d'estimation peut être résolu sous la forme d'une recherche directe de  $P$  trajets ou sous la forme de la résolution d'un problème de maximisation de la vraisemblance. La première approche peut conduire à des algorithmes de type Matching Pursuit [Mallat, Cotter], tandis que la seconde approche peut être résolue au moyen de l'algorithme EM [Dempster, Feder]. Il est à noter que ces deux types d'algorithmes ne garantissent en aucun cas d'obtenir le maximum de la vraisemblance, même à  $P$  connu, mais uniquement un maximum local.

Il existe également de nombreuses méthodes permettant de résoudre le problème d'estimation sous le modèle non paramétrique. Les méthodes d'estimation au sens des moindres carrés ou au sens du maximum de vraisemblance sont toutefois à écarter dans la mesure où elles ne tiennent pas compte de la nature parcimonieuse du canal, c'est-à-dire du fait que la plupart des composantes du vecteur échantillonné  $\mathbf{h}$  sont nulles. Afin de palier à cet inconvénient, il est possible de se tourner vers des méthodes bayésiennes qui permettent de prendre en compte la parcimonie de la solution recherchée par le biais d'une loi *a priori* sur les composantes de  $\mathbf{h}$ . Cela conduit à une forme de la log-vraisemblance *a posteriori* qui est une version pénalisée de la log-vraisemblance des données.

Nous présentons ici deux méthodes d'estimation de canaux multi-trajets, dont nous exploiterons les avantages particuliers dans la suite :

- une méthode paramétrique, l'algorithme de Matching Pursuit, très intéressante en raison de sa simplicité et de sa rapidité d'exécution ;
- une méthode non paramétrique, fondée sur la modélisation du canal par un processus Bernoulli-Gaussien, qui aboutit à un traitement relativement complexe, mais permet une estimation très fine de la réponse impulsionnelle du canal sans nécessiter de connaissance *a priori* sur le nombre de trajets du canal.

### 3.2. L'algorithme Matching Pursuit

Un algorithme Matching Pursuit représente un signal au moyen des éléments d'un *dictionnaire* constitué d'un ensemble de fonctions préalablement choisies [Mallat]. Il ne s'agit pas ici de décomposer le signal suivant une base, puisque le dictionnaire est généralement redondant, mais de trouver les éléments du dictionnaire permettant de reconstituer le signal au mieux, au sens d'un certain critère qui dans la littérature est généralement celui des moindres carrés.

Pour l'estimation de canaux multitrajets, le Matching Pursuit suit une procédure itérative simple [Cotter] : à chaque itération, on recherche le vecteur  $\lambda_p$  correspondant le mieux au signal reçu, c'est-à-dire le vecteur  $\lambda_p$  qui maximise la projection du signal reçu sur la direction définie par  $\lambda_p$ . L'amplitude associée à cette position est alors estimée, puis la contribution du trajet

correspondant est retirée du signal reçu, et la procédure est recommencée avec le vecteur résiduel obtenu.

Plus précisément, notons  $\mathbf{x}_0 = \mathbf{x}$ . À l'itération  $k$ , le vecteur  $\lambda_{p_k}$  correspondant le mieux au signal résiduel  $\mathbf{x}_{k-1}$  est celui tel que la norme du signal résiduel projeté sur la direction de ce vecteur  $\lambda_{p_k}$  est maximale. Il est donc donné par

$$\lambda_{p_k} = \arg \max_{\lambda_{p_k}} \frac{|\lambda_{p_k}^H \mathbf{x}_{k-1}|^2}{\|\lambda_{p_k}\|^2}. \quad (3)$$

L'amplitude correspondant à ce trajet est alors estimée par

$$\alpha_{p_k} = \frac{\lambda_{p_k}^H \mathbf{x}_{k-1}}{\|\lambda_{p_k}\|^2},$$

et le nouveau signal résiduel  $\mathbf{x}_k$  est obtenu en éliminant cette composante du signal résiduel  $\mathbf{x}_{k-1}$  :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} - \frac{\lambda_{p_k}^H \mathbf{x}_{k-1}}{\|\lambda_{p_k}\|^2} \lambda_{p_k}.$$

La procédure se termine lorsque le nombre de trajets  $P$  préalablement fixé est atteint, ou que l'erreur résiduelle obtenue devient inférieure à un certain seuil.

Une amélioration triviale de cet algorithme consiste à chercher non plus un estimateur au sens des moindres carrés mais un estimateur du maximum de vraisemblance de la contribution la plus énergétique possible de l'autocorrélation du signal conduisant à

$$\lambda_{p_k} = \arg \max_{\lambda_{p_k}} \frac{|\lambda_{p_k}^H \mathbf{A}_n \mathbf{x}_{k-1}|^2}{\|\lambda_{p_k}\|_{\mathbf{A}_n}^2}, \quad (4)$$

$$\alpha_{p_k} = \frac{\lambda_{p_k}^H \mathbf{A}_n \mathbf{x}_{k-1}}{\|\lambda_{p_k}\|_{\mathbf{A}_n}^2},$$

où  $\mathbf{A}_n$  est l'inverse de la matrice de covariance du vecteur de bruit  $\mathbf{n}$ , et  $\|\cdot\|_{\mathbf{A}_n}$  la norme associée à  $\mathbf{A}_n$ .

L'avantage du Matching Pursuit réside dans sa simplicité et sa rapidité d'exécution. Par ailleurs, il ne présente pas de problème d'initialisation ni de convergence. Il nécessite la connaissance préalable du nombre de trajets  $P$ , mais on peut s'en affranchir par l'emploi d'un seuil déterminé sur l'erreur résiduelle. Par contre il peut conduire à des erreurs de détection et d'estimation en présence de trajets proches : la solution obtenue correspond alors à un optimum local du critère, ici le critère des moindres carrés ou le critère du maximum de vraisemblance suivant l'approche (3) ou (4) retenue.

### 3.3. Estimation du canal via un modèle Bernoulli-Gaussien

Afin de prendre en compte la parcimonie du vecteur  $\mathbf{h}$ , on peut introduire une variable de décision sur chacune de ses composantes dont l'état sera représentatif de la présence ou de l'absence d'un trajet. Dès lors, pour chaque instant d'échantillon-

nage  $k$ , l'amplitude associée est modélisée différemment selon que l'on est en présence d'un trajet ou non. En particulier, les modèles Bernoulli-Gaussiens (BG) sont appropriés pour décrire une large variété de phénomènes, parmi lesquels on peut citer la stratification du sous-sol ou du fond sous-marin en géosciences [Kormylo, Idier, Cheng, Rosec], le bruit impulsionnel en communications [Ghosh, Wang], ou encore les raies spectrales issues de signaux spectroscopiques [Mazet] ou d'observations astronomiques [Bourguignon].

### 3.3.1. Le modèle Bernoulli-Gaussien

Pour le modèle BG, la présence ou l'absence d'un trajet à chaque instant d'échantillonnage  $k$  est prise en compte par un vecteur d'état sous-jacent noté  $\mathbf{q} = (q_k)_{k=1,L}$  composé de variables de Bernoulli indépendantes. La séquence Bernoulli-Gaussienne s'écrit alors sous la forme du couple de vecteurs  $\mathbf{z} = (\mathbf{q}, \mathbf{h})$ . Par convention, l'état  $q_k = 1$  traduit la présence d'un trajet et l'état  $q_k = 0$  son absence. La probabilité *a priori* de présence d'un trajet à l'instant  $k$  est donnée par  $\mu_k = P(q_k = 1)$ . Dans la suite, nous supposons que  $\mu_k = \mu$ , quel que soit  $k$ , et que les variables  $q_k$  sont indépendantes et de même loi :  $q_k \sim \mathcal{B}(\mu)$ . On modélise alors classiquement les composantes de  $\mathbf{h}$  comme un mélange de lois gaussiennes, de sorte que la densité de probabilité de  $h_k$  conditionnellement à  $q_k$  s'écrit

$$h_k | q_k = i \sim \mathcal{CN}(0, 2\sigma_i^2), \quad i = 0, 1,$$

où la notation  $\mathcal{CN}(m, 2\sigma^2)$  représente une loi gaussienne complexe circulaire de moyenne  $m$  et de variance  $2\sigma^2$ . Les parties réelle et imaginaire d'une telle variable sont gaussiennes et indépendantes de moyennes respectives  $\mathcal{Re}(m)$  et  $\mathcal{Im}(m)$ , et de même variance  $\sigma^2$ . La variance  $\sigma_0^2$  est ici choisie proche de zéro et beaucoup plus petite que  $\sigma_1^2$ , de sorte que les fortes amplitudes sont associées aux composantes où un trajet est présent ( $q_k = 1$ ), et les faibles amplitudes sont reliées aux autres composantes.

La relation entre les échantillons  $q_k$  et les échantillons  $h_k$  est illustrée sur la figure 6. L'utilisation de lois gaussiennes complexes pour modéliser les variables d'amplitude est nécessaire dans l'application considérée ici, car l'amplitude des trajets est

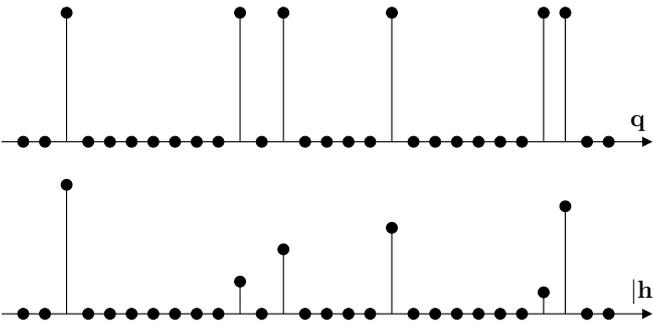


Figure 6. Relation entre  $\mathbf{q}$  et  $\mathbf{h}$  pour un modèle BG standard ( $\sigma_0^2 = 0$ ).

complexe, ce qui diffère de certaines autres applications comme la sismique sous-marine où les amplitudes sont généralement réelles.

### 3.3.2. Le critère du maximum *a posteriori*

L'estimateur au sens du maximum *a posteriori*  $\hat{\mathbf{z}}_{\text{MAP}}$  de  $\mathbf{z} = (\mathbf{q}, \mathbf{h})$  est donné par

$$\hat{\mathbf{z}}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{z}} p(\mathbf{z} | \mathbf{x}, \theta), \quad (5)$$

où  $\theta = (\lambda, \mu, \sigma_1^2, \sigma_0^2)$  représente les paramètres et hyperparamètres du modèle.

En appliquant la règle de Bayes, cette densité de probabilité *a posteriori* peut s'écrire

$$p(\mathbf{z} | \mathbf{x}, \theta) \propto p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \theta) p(\mathbf{z} | \theta) = p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \theta) p(\mathbf{h} | \mathbf{q}, \theta) P(\mathbf{q} | \theta). \quad (6)$$

Le bruit  $\mathbf{n}$  étant gaussien complexe circulaire de matrice de covariance  $\Gamma_n = \mathbf{A}_n^{-1}$ , on a

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \theta) &= p(\mathbf{x} | \mathbf{h}, \theta) \\ &= \frac{|\mathbf{A}_n|}{\pi^L} \exp(-(\mathbf{x} - \mathbf{S}_\lambda \mathbf{h})^H \mathbf{A}_n (\mathbf{x} - \mathbf{S}_\lambda \mathbf{h})). \end{aligned}$$

Par ailleurs, les variables de Bernoulli  $q_k$  étant indépendantes entre elles,

$$P(\mathbf{q} | \theta) = \prod_{k=1}^L P(q_k | \theta) = \prod_{k=1}^L \mu^{q_k} (1 - \mu)^{1 - q_k}.$$

En supposant enfin que les amplitudes  $h_k$  sont indépendantes entre elles conditionnellement aux variables  $q_k$ , il vient que

$$p(\mathbf{h} | \mathbf{q}, \theta) = \prod_{k=1}^L p(h_k | q_k, \theta),$$

avec

$$p(h_k | q_k, \theta) = \left[ \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} \exp\left(-\frac{|h_k|^2}{2\sigma_1^2}\right) \right]^{q_k} \left[ \frac{1}{2\pi\sigma_0^2} \exp\left(-\frac{|h_k|^2}{2\sigma_0^2}\right) \right]^{1 - q_k}.$$

La log-vraisemblance *a posteriori* de  $\mathbf{z}$  sachant  $\mathbf{x}$  peut ainsi s'écrire sous la forme

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{z} | \mathbf{x}, \theta) &= -(\mathbf{x} - \mathbf{S}_\lambda \mathbf{h})^H \mathbf{A}_n (\mathbf{x} - \mathbf{S}_\lambda \mathbf{h}) - \frac{\mathbf{h}^H \mathbf{D}_q \mathbf{h}}{2\sigma_1^2} \\ &\quad - \frac{\mathbf{h}^H (\mathbf{I} - \mathbf{D}_q) \mathbf{h}}{2\sigma_0^2} + \mathbf{q}^H \mathbf{q} \ln\left(\frac{\mu}{1 - \mu} \frac{\sigma_0^2}{\sigma_1^2}\right) + C, \end{aligned}$$

où  $C$  est un terme constant ne dépendant pas de  $\mathbf{z}$  et  $\mathbf{D}_q$  représente la matrice diagonale dont le  $k^{\text{ème}}$  terme diagonal est donné par  $q_k$ .

Pour un vecteur  $\mathbf{q}$  fixé, le maximum de  $\mathcal{L}(\mathbf{h} | \mathbf{x}, \mathbf{q}, \theta)$  est facilement calculable puisque la log-vraisemblance est une fonction quadratique en  $\mathbf{h}$ . Par contre l'estimation de  $\mathbf{q}$  revient à résoudre un problème d'optimisation combinatoire sur un ensemble

comportant  $2^L$  éléments, où  $L$  est la longueur de l'observation  $\mathbf{x}$ . La maximisation de  $\mathcal{L}(\mathbf{h}|\mathbf{x}, \mathbf{q}, \theta)$  devient donc rapidement trop complexe lorsque  $L$  augmente. Une manière moins coûteuse de résoudre ce problème d'estimation consiste alors à utiliser des méthodes de simulation.

### 3.3.3. Méthode d'estimation

Il existe principalement deux classes d'algorithmes pouvant être mis en œuvre pour résoudre le problème de déconvolution Bernoulli-Gaussienne. La première classe est composée d'algorithmes dits « déterministes » qui visent à augmenter la vraisemblance *a posteriori* de manière itérative ; on peut situer dans cette classe les algorithmes SMLR [Kormylo] et ICM [Besag]. On trouve dans la deuxième classe d'algorithmes, qui regroupent les algorithmes « stochastiques », les méthodes de recuit simulé [Kirkpatrick, Geman], qui permettent en théorie d'obtenir l'estimateur MAP exact mais au prix d'un temps de calcul long, ainsi que les méthodes fondées sur la simulation de Monte Carlo par Chaînes de Markov (MCMC), dont l'objectif est quant à elles d'obtenir un estimateur de l'Espérance *A Posteriori*. On trouve parmi ces méthodes l'algorithme MPM (Maximum Posterior Mode) [Marroquin, Chalmond], qui est fondé sur l'emploi d'un échantillonneur de Gibbs. C'est ce dernier type d'approche que nous considérons dans cet article, car il permet d'assurer une excellente précision d'estimation pour un coût de calcul réduit par rapport au recuit simulé.

L'échantillonnage de Gibbs permet de générer des échantillons de  $\mathbf{z}$  suivant la loi  $p(\mathbf{z}|\mathbf{x}, \theta)$ . Plus précisément, il consiste à générer consécutivement des réalisations  $z_k$  suivant les lois conditionnelles  $p(z_k|\mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta)$ , où  $\mathbf{z}_{-k} = (z_1, \dots, z_{k-1}, z_{k+1}, \dots, z_L)$ . En remarquant que

$$p(z_k|\mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta) = p(h_k|q_k, \mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta)p(q_k|\mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta),$$

il apparaît que la simulation des lois conditionnelles  $p(z_k|\mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta)$  peut s'effectuer simplement en deux étapes : la simulation de  $q_k$  suivant une loi de Bernoulli de paramètre  $d_k = p(q_k = 1|\mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta)$ , puis la simulation de  $h_k$  à  $q_k$  connu. Notons que  $(h_k|q_k, \mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}, \theta) \sim \mathcal{CN}(m_{q_k}, 2V_{q_k})$  où les expressions de  $m_{q_k}$  et  $V_{q_k}$  peuvent être trouvées dans [Rabaste2].

Le déroulement de l'échantillonneur de Gibbs peut alors être résumé comme suit :

1. Initialisation :  $\mathbf{z}^0 = (\mathbf{q}^0, \mathbf{h}^0)$  ;
2. À l'itération  $i \leq I$  et pour  $k$  parcourant aléatoirement  $\{1, \dots, L\}$  :
  - calcul de la probabilité de détection *a posteriori*  $d_k = p(q_k = 1|\mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k}^{(i)}, \theta)$  ;
  - simulation de  $q_k \sim \mathcal{B}(d_k)$  ;
  - simulation de  $h_k \sim p(h_k|q_k, \mathbf{x}, \mathbf{z}_{-k})$ .

Les échantillons simulés sont ensuite utilisés pour calculer un estimateur de  $\mathbf{z}$ . Dans le cadre de l'algorithme MPM tel que décrit par M. Lavielle [Lavielle], l'estimation se décompose en deux étapes : tout d'abord une étape de détection qui exploite les échantillons simulés  $\mathbf{q}^{(i)}$  pour déterminer en chaque site  $k$  la

présence ou l'absence d'un pic. Cela s'effectue en comparant la valeur moyenne des échantillons à un certain seuil  $s$ . La deuxième étape consiste en l'estimation proprement dite : connaissant les valeurs  $\hat{q}_k$  estimées, le vecteur  $\mathbf{h}$  est estimé au sens de l'Espérance *a Posteriori* à partir des échantillons simulés  $\mathbf{h}^{(i)}$ . Cela s'écrit finalement :

$$\bullet \text{ détection } \hat{q}_k = \begin{cases} 1 & \text{si } \frac{1}{I - I_0} \sum_{i=I_0+1}^I q_k^{(i)} > s, \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases}$$

$$\bullet \text{ estimation } \hat{h}_k^{MPM} = \begin{cases} \frac{\sum_{i=I_0+1}^I q_k^{(i)} h_k^{(i)}}{\sum_{i=I_0+1}^I q_k^{(i)}} & \text{si } \hat{q}_k = 1, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Le seuil de décision  $s$  est généralement choisi égal à 0.5. On montre facilement que la valeur  $s = 0.5$  minimise le risque bayésien quand des coûts uniformes sont choisis, et fournit ainsi les estimateurs au sens du maximum *a posteriori* des composantes  $q_k$  [Poor]. Il est cependant possible de le choisir différemment, voire de le faire varier suivant les sites considérés. Cette dernière solution a d'ailleurs été utilisée lors du traitement des données PASSTIME.

Quant à l'estimation de  $\mathbf{h}$ , si l'estimateur MPM privilégie une estimation empirique à partir des échantillons simulés, il est cependant tout à fait possible d'effectuer l'estimation de manière analytique à  $\hat{\mathbf{q}}$  connu. Ainsi, l'estimateur au sens du maximum *a posteriori*, qui est solution d'un problème quadratique, est fournie simplement par l'expression

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MAP}} = \sigma_1^2 \mathbf{D}_q \mathbf{S}_\lambda^H (\Gamma_n + \sigma_1^2 \mathbf{S}_\lambda \mathbf{D}_q \mathbf{S}_\lambda^H)^{-1} \mathbf{x}.$$

Nous proposons pour notre part d'effectuer cette estimation au sens du maximum de vraisemblance. L'estimateur est alors fourni par l'expression

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MV}}^e = ((\mathbf{S}_\lambda^e)^H \mathbf{A}_n \mathbf{S}_\lambda^e)^{-1} (\mathbf{S}_\lambda^e)^H \mathbf{A}_n \mathbf{x},$$

où  $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MV}}^e$  représente le sous-vecteur de  $\mathbf{h}$  obtenu en ne conservant que les sites  $k$  pour lesquels  $\hat{q}_k \neq 0$  et  $\mathbf{S}_\lambda^e$  la sous-matrice correspondante de  $\mathbf{S}_\lambda$ . Cet estimateur présente l'avantage sur l'estimateur  $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MAP}}$  de ne plus dépendre des paramètres du modèle. C'est donc celui que nous retiendrons pour le traitement des données PASSTIME.

## 4. Traitement des données PASSTIME

Nous avons montré dans [Rabaste2] que la méthode MCMC fournit des performances d'estimation bien meilleures que l'algorithme Matching Pursuit pour les canaux multitrajets. C'est

donc cette méthode que nous avons appliquée aux signaux PASSTIME, en choisissant en premier lieu pour  $\lambda$  la fonction d'autocorrélation théorique de la SBLM. Les hyperparamètres  $(\mu, \sigma_1^2, \sigma_0^2)$  ont ici été fixés de manière empirique à partir du signal mesuré. Leur estimation peut cependant être effectuée conjointement avec la réponse impulsionnelle du canal [Cheng]. Le résultat de la déconvolution est présenté sur la figure 7 pour différents seuils de décision  $s$ . Comme on peut le voir, il est peu satisfaisant, et ce quel que soit la valeur de  $s$  considérée: l'algorithme ne fournit pas véritablement un vecteur parcimonieux composé de trajets bien séparés, mais des paquets denses de pics proches. Ce problème, déjà constaté dans [Porée], provient de l'utilisation de la forme d'onde théorique pour la déconvolution alors que le signal a subi d'importantes distorsions sur le canal. Il apparaît donc nécessaire d'utiliser pour la déconvolution non plus la forme d'onde théorique mais une forme d'onde plus réaliste. Cette forme d'onde peut être obtenue soit à partir du signal mesuré par un hydrophone placé sur une perche, qui contient déjà les distorsions engendrées par le transducteur d'émission, soit au moyen d'un traitement approprié du signal reçu, ce qui serait nécessaire en l'absence de signal enregistré en sortie d'émetteur.

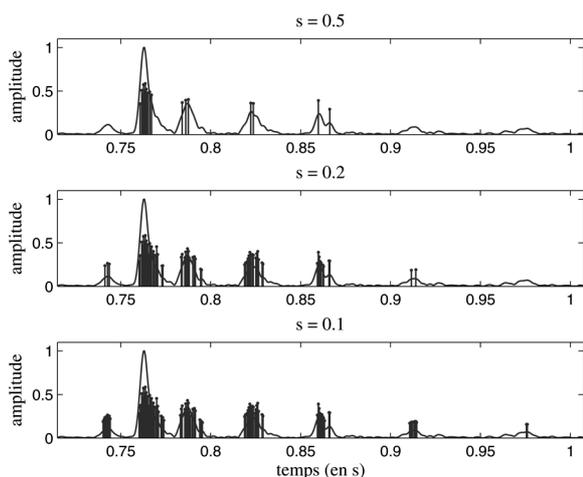


Figure 7. Résultat de la déconvolution avec la forme d'onde théorique pour différents seuils de décision.

#### 4.1. Estimation de la forme d'onde distordue

Différentes méthodes sont utilisables pour estimer le signal distordu à partir du signal reçu. En particulier, une méthode fondée sur l'estimation alternée de la réponse impulsionnelle du canal et de la forme d'onde après filtrage adapté par minimisation de critères de norme  $L_1$ , a été proposée dans [Taylor] et reprise avec quelques modifications dans [Porée]. Nous proposons ici une méthode d'estimation de la forme d'onde distordue inspirée du schéma d'estimation alternée de ces dernières approches, mais fondée sur l'utilisation de l'algorithme Matching Pursuit présenté dans la section 3.2 plutôt que sur l'utilisation d'un critère de norme  $L_1$  ou de la modélisation Bernoulli-Gaussienne.

Le choix de l'algorithme Matching Pursuit s'explique ici par un souci de très grande simplicité, et de rapidité d'exécution, ce qui ne serait pas le cas pour le modèle Bernoulli-Gaussien avec estimation par MCMC.

Rappelons tout d'abord que le signal reçu peut s'écrire indifféremment

$$\mathbf{x} = \mathbf{S}_\lambda \mathbf{h} + \mathbf{n} \quad \text{et} \quad \mathbf{x} = \mathbf{S}_h \boldsymbol{\lambda} + \mathbf{n},$$

où  $\mathbf{S}_\lambda$  et  $\mathbf{S}_h$  représentent les matrices de convolution respectivement associées aux vecteurs  $\boldsymbol{\lambda}$  et  $\mathbf{h}$ . Avec ces notations, la méthode proposée se déroule alors de la manière suivante :

- Initialiser la forme d'onde distordue:  $\boldsymbol{\lambda}_d^{(0)} = \boldsymbol{\lambda}$ , où  $\boldsymbol{\lambda}$  est la forme d'onde théorique ;
- Effectuer jusqu'à convergence de l'algorithme:
  1. estimation de  $\mathbf{h}^{(k)}$  par un algorithme de Matching Pursuit utilisant la forme d'onde  $\boldsymbol{\lambda}_d^{(k)}$  ;
  2. construction de la matrice de convolution  $\mathbf{S}_h^{(k)}$  associée au vecteur  $\mathbf{h}^{(k)}$  ;
  3. estimation de la forme d'onde distordue au sens du maximum de vraisemblance :

$$\boldsymbol{\lambda}_d^{(k+1)} = \left( (\mathbf{S}_h^{(k)})^H \mathbf{A}_n \mathbf{S}_h^{(k)} \right)^{-1} (\mathbf{S}_h^{(k)})^H \mathbf{A}_n \mathbf{x}$$

- 4. incrémentation :  $k \leftarrow k + 1$ .

La méthode converge en une cinquantaine d'itérations. L'évolution des formes estimées au cours des itérations est présentée sur la figure 8 et la forme d'onde obtenue est comparée sur la figure 9 avec la forme d'onde mesurée par l'hydrophone de la perche. On constate que les deux signaux sont presque identiques, ce qui semble indiquer que les principales distorsions subies par le signal sont dues au transducteur d'émission.

#### 4.2. Amélioration de la parcimonie de la réponse impulsionnelle estimée

Pour remédier au problème de la présence de pics proches, qui est un problème récurrent des méthodes d'estimation de canaux à trajets multiples et qui traduit une certaine dispersion de la

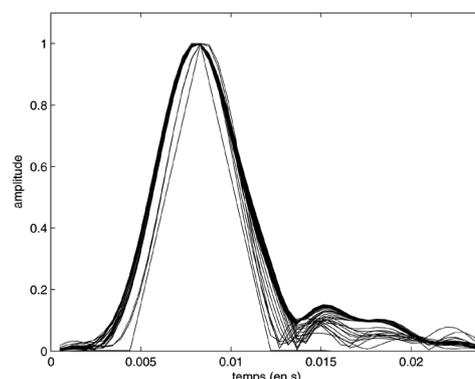


Figure 8. Évolution de la forme d'onde estimée.

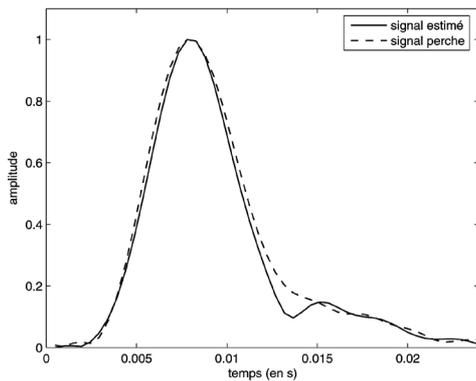


Figure 9. Comparaison des modules de la forme d'onde estimée par l'algorithme itératif et de la forme d'onde mesurée sur la perche.

réponse impulsionnelle autour des temps de retard réels due au bruit, à la forme arrondie de la forme d'onde, ainsi que dans notre cas à une possible déformation de la réponse impulsionnelle réelle, une méthode généralement utilisée est la concaténation de ces pics [Fuchs, Porée]: chaque groupe de trajets détectés contigus est remplacé par un unique trajet dont l'amplitude est donnée par la somme des amplitudes et la position par le barycentre des temps de retard estimés obtenus pour des pondérations proportionnelles aux amplitudes correspondantes. Nous proposons ici une méthode différente, fondée sur l'étude des probabilités de présence *a posteriori* calculées en chaque échantillon. En effet l'algorithme MCMC utilisé permet d'estimer la probabilité de présence d'un trajet en un site en effectuant une simple moyenne des échantillons  $q_k$  tirés au cours de l'échantillonnage de Gibbs. Pour la décision, cette moyenne est comparée au seuil de décision  $s$ . Cependant la valeur « soft », c'est-à-dire non seuillée, nous permet d'obtenir une bonne idée de la probabilité de présence ou non d'un trajet.

Au lieu de prendre la décision en effectuant directement un seuillage sur ces probabilités, nous proposons d'effectuer dans un premier temps la recherche de l'ensemble des maxima locaux de ces probabilités. Cela permet de séparer des « zones » dépassant le seuil sur plusieurs points, mais ne présentant que quelques maxima bien déterminés, comme le montre l'exemple présenté sur la figure 10. Cette recherche de maxima fournit un nouveau vecteur, dont les entrées peuvent être seuillées pour éliminer les pics de très faible probabilité. La figure 11 présente le résultat obtenu.

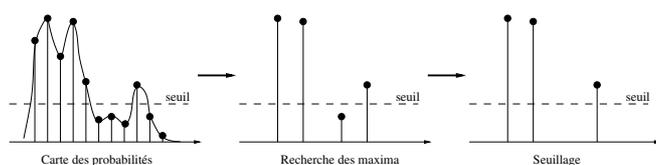


Figure 10. Exemple de conservation des maxima de la carte de probabilité.

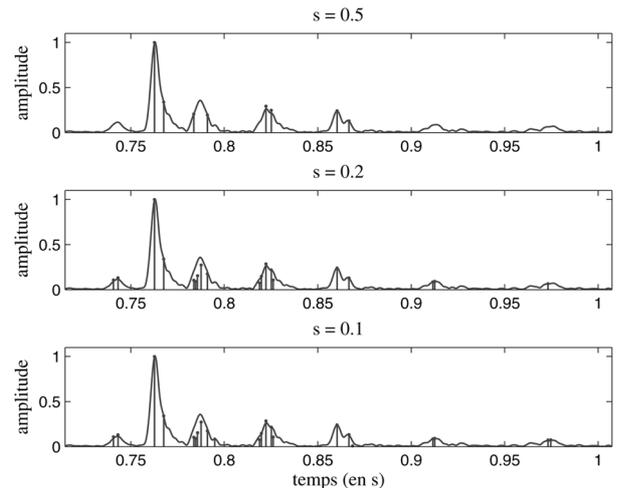


Figure 11. Résultat d'estimation avec la forme d'onde estimée pour différents seuils.

#### 4.3. Utilisation d'un seuil non constant

Les résultats précédents montrent l'importance du choix du seuil de décision pour la détection des trajets. Un seuil de 0.5 permet d'éviter le problème de la détection de groupes de trajets consécutifs, mais ne permet pas l'estimation des trajets de faible amplitude. Au contraire, un seuil de 0.1 fournit une bonne détection des derniers trajets mais aussi parfois des paquets de trajets. Or l'estimation des trajets de faible amplitude est intéressante dans notre application. Nous proposons donc de modifier le choix du seuil suivant les échantillons: un seuil décroissant permet de détecter les derniers trajets dont l'amplitude est faible. La décroissance du seuil est choisie de type hyperbolique, ce qui permet de prendre en compte la décroissance des amplitudes due à l'atténuation géométrique. Le résultat obtenu avec une telle approche, présenté sur la figure 12, montre clairement que tous les trajets sont obtenus sans avoir à effectuer de traitement pour différents seuils.

Enfin les résultats d'estimation pour 20 enregistrements consécutifs de la campagne PASSTIME sont présentés sur la figure 13.

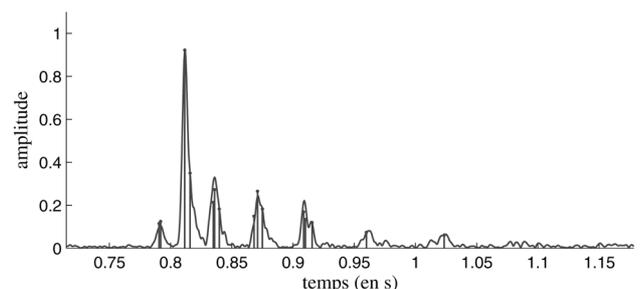


Figure 12. Résultat de la déconvolution pour un seuil de décision à décroissance hyperbolique.

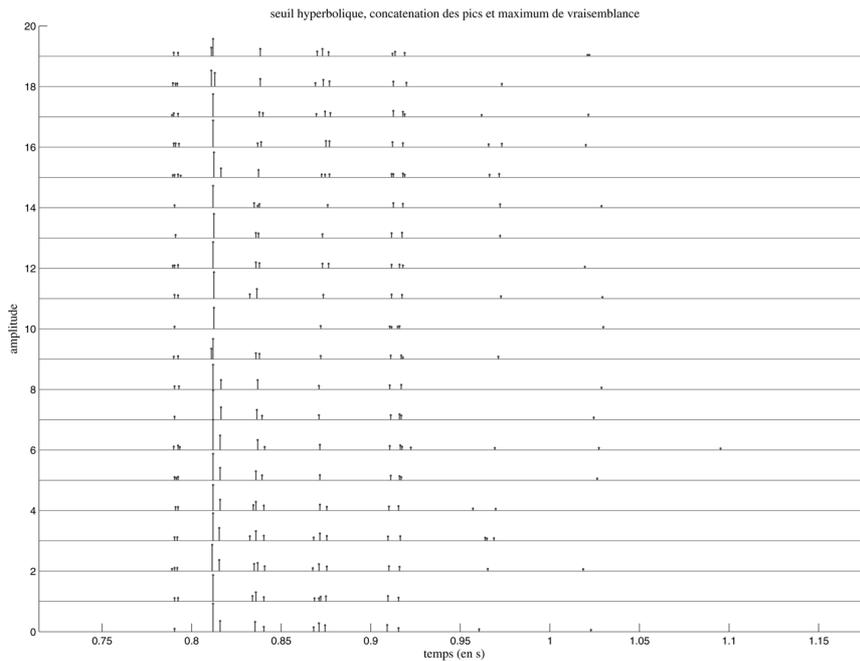


Figure 13. Résultats de la déconvolution pour 20 enregistrements consécutifs.

## S

## 5. Conclusion

Nous avons appliqué dans cet article une méthode de déconvolution de la réponse impulsionnelle de canaux à trajets multiples dans le cadre de la Tomographie Acoustique Océanique active. Pour cela, nous avons modélisé le vecteur de réponse impulsionnelle par un processus Bernoulli-Gaussien et mis en œuvre une maximisation approchée de la vraisemblance *a posteriori* au moyen de simulations de Monte Carlo par Chaînes de Markov. En présence de distorsions de la forme d'onde, une étape d'estimation préalable de celle-ci s'avère nécessaire afin d'obtenir un résultat de déconvolution correct. Nous avons proposé pour cela une méthode itérative fondée sur l'estimation alternée de la réponse impulsionnelle du canal par un algorithme de Matching Pursuit et de celle de la forme d'onde au sens du maximum de vraisemblance. Afin d'améliorer encore le résultat obtenu, nous avons proposé d'estimer les positions des trajets en ne conservant que les maxima des probabilités de présence, et d'utiliser un seuil de décision à décroissance hyperbolique. Ces méthodes ont été testées sur les données réelles issues de la campagne PASSTIME menée par le SHOM en Octobre 2005, et ont fourni des résultats très satisfaisants.

## Références

- [Akaike] H. AKAIKE, « Information theory and an extension of the maximum likelihood principle », Proceedings of the International Symposium on Information Theory, Petrov and Caski Eds, 1973, p.267-281.
- [Besag] J. BESAG, « On the statistical analysis of dirty pictures », Journal of the Royal Statistical Society, Vol.48, 1986, p.259-302.
- [Bourguignon] S. BOURGUIGNON, H. CARFANTAN, « Bernoulli-Gaussian spectral analysis of unevenly spaced astrophysical data », Proc. of IEEE Workshop on Statistical Signal Processing, 2005, p.811-816.
- [Chalmond] B. CHALMOND, « An iterative gibbsian technique for reconstruction of many images », Pattern Recognition, Vol.22,#6, 1989, p.747-761.
- [Cheng] Q. CHENG, R. CHEN, T.H. LI, « Simultaneous wavelet estimation and deconvolution of reflection seismic signals », IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, Vol.34,#2, 1996, p.377-384.
- [Cotter] S.F. COTTER, B.D. RAO, « Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization », IEEE Transactions on Communications, Vol.50,#3, 2002, p.374-377.
- [Dempster] A.P. DEMPSTER, N.M. LAIRD, P.B. RUBIN, « Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm », Journal of the Royal Statistical Society, Vol.39, 1977, p.1-38.
- [Feder] M. FEDER, E. WEINSTEIN, « Parameter estimation of superimposed signals using the EM algorithm », IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.36, 1988, p.477-489.
- [Fuchs] J.J. FUCHS, « Multipath time-delay detection and estimation », IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.47,#1, 1999, p.237-243.
- [Geman] S. GEMAN, D. GEMAN, « Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the bayesian restoration of images », IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.6, 1984, p.721-741.
- [Ghosh] M. GHOSH, « Analysis of the effect of impulse noise on multicarrier and single carrier QAM systems », IEEE Transactions on Communications, Vol.44,#2, 1996, p.145-147.

- [Idier] J. IDIER, Y. GOUSSARD, « Stack algorithm for recursive deconvolution of bernoulli-gaussian processes », IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, Vol.28, 1990, p.975-978.
- [Kirkpatrick] S. KIRKPATRICK, C.D. GELATT, M.P. VECCHI, « Optimization by simulated annealing », Science, Vol.220,#4598, 1983, p.671-680.
- [Kormylo] J.J. KORMYLO, J.F. MENDEL, « Maximum-likelihood detection and estimation of bernoulli-gaussian processes », IEEE Transactions on Information Theory, Vol.28, 1982, p.482-488.
- [Lavielle] M. LAVIELLE, « Bayesian deconvolution of bernoulli-gaussian processes », Signal Processing, Vol.33, 1993, p.67-79.
- [Marroquin] J. MARROQUIN, S. MITTER, T. POGGIO, « Probabilistic Solution of Ill-Posed Problems in Computational Vision », Journal of the American Statistical Association, Vol.82,#397, 1987, p.76-89.
- [Mazet] V. MAZET, *Développement de méthodes de traitement de signaux spectroscopiques: estimation de la ligne de base et du spectre de raies*, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2005.
- [Mallat] S. MALLAT, Z. ZHANG, « Matching pursuit with time-frequency dictionaries », IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.41,#12, 1993, p.3397-3415.
- [Munk] W. MUNK, C. WUNSCH, « Ocean acoustic tomography: a scheme for large scale monitoring », Deep-Sea Research, Vol.26, 1979, p.123-161.
- [Poor] H.V. POOR, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, Springer-Verlag, 1988.
- [Porée] F. PORÉE, Th. CHONAVEL, F. GAILLARD, "Deconvolution and Tracking for Ocean Acoustic Tomography", Acta Acustica, vol. 87, 2001, pp. 748-757.
- [Rabaste1] O. RABASTE, T. CHONAVEL, « On the furtivity of signals used in oceanic acoustic tomography experiments », Oceans 2005 - Europe, Vol.2, 2005, p.987-992.
- [Rabaste2] O. RABASTE, T. CHONAVEL, « Estimation of multipath channels with long impulse response at low SNR via an MCMC method », IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 55, #4, 2007, p. 1312-1325.
- [Rissanen] J. RISSANEN, « Modelling by shortest data description », Automatica, Vol.14, 1978, p.465-471.
- [Rosec] O. ROSEC, J.-M. BOUCHER, B. NSIRI, Th. CHONAVEL, « Blind marine seismic deconvolution using statistical MCMC methods », IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol.28,#3, 2003, p.502-512.
- [Subramanian] V.G. SUBRAMANIAN, B. HAJEK, « Broad-band fading channels: Signal burstiness and capacity », IEEE Transactions on Information Theory, Vol.48,#4, 2002, p.809-827.
- [Taylord] H.L. TAYLORD, S.C. BANKS, J.F. MCCOY, « Deconvolution with the  $L_1$  norm », Geophysics, Vol.55,#1, 1979, p.39-52.
- [Wang] X. WANG, R. CHEN, « Adaptive Bayesian multiuser detection for synchronous CDMA with gaussian and impulsive noise », IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.47,#7, 2000, p.2013-2028.



Olivier Rabaste

Olivier Rabaste est post-doctorant au laboratoire AstroParticule et Cosmologie du CNRS. Il est diplômé de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne (ENSTB) en 2003, titulaire d'un diplôme de Master of Science « Digital Communications Systems and Technologies » de la Chalmers University of Technology de Göteborg obtenu en 2003, et d'une thèse de doctorat en traitement du signal et télécommunications de l'ENSTB soutenue en 2006. Ses domaines de recherche portent sur le traitement du signal, en particulier les méthodes de détection et d'estimation, avec applications en acoustique sous-marine (tomographie acoustique océanique) et en astrophysique (détection des ondes gravitationnelles).



Thierry Chonavel

Thierry Chonavel est titulaire d'une thèse de doctorat en traitement du signal de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, obtenue en 1992, portant sur le problème des moments trigonométriques sur un intervalle et le traitement d'antennes. Il a rejoint le Groupe des Ecoles des Télécommunications (GET) en 1993 et est actuellement Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne. Ses travaux de recherche concernent le traitement du signal et les communications. Il a notamment mené des travaux sur le traitement d'antennes, les communications CDMA et le traitement adaptatif des signaux. Ses activités actuelles portent plus spécifiquement sur la signalisation pour les communications numériques, le géopositionnement par satellites, le traitement du signal radar pour l'automobile, ainsi que des applications liées à l'acoustique sous-marine (tomographie acoustique océanique et sismique sous-marine).



