

# Reconstruction bathymétrique sonar en présence de trajets multiples et de bruit impulsif

Augustin SAUCAN<sup>1</sup>, Christophe SINTES<sup>1</sup>, Thierry CHONAVEL<sup>1</sup>, Jean-Marc LE CAILLEC<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Institut Mines Telecom - Telecom Bretagne, CNRS UMR 6285 LabSTICC, Technopole Brest-Iroise - CS 83818 - 29238 Brest - France

<sup>1</sup>{augustin.saucan, christophe.sintes, thierry.chonavel, jm.lecaillec}@telecom-bretagne.eu

**Résumé** – Cet article propose une méthode de poursuite de l’angle d’arrivée de l’écho principal rétrodiffusé par le fond marin pour la reconstruction bathymétrique. Cette méthode présente certains avantages par rapport aux techniques classiques d’estimation de l’angle d’arrivée et permet en particulier de régulariser la trajectoire de l’angle estimé et ainsi réduire le niveau d’interférence causé par les échos secondaires.

**Abstract** – In this paper we present a method to track the DOA (direction of arrival) of sea-floor backscattered waves impinging a side-scan sonar. This method offers several advantages compared to classical methods. Notably it offers the possibility to regularize the estimated angle trajectory and thus reduce interference caused by secondary echoes.

## 1 Introduction

Dans cet article on propose d’utiliser des techniques de poursuite pour estimer les angles d’arrivée d’ondes acoustiques rétrodiffusées par le fond marin et reçues par un sonar latéral actif. Le sonar latéral est composé d’un émetteur et d’un récepteur constitué d’un réseau linéaire de capteurs régulièrement espacés. Il est ainsi possible d’estimer le relief du fond sous-marin, i.e. la bathymétrie, à partir d’une estimation de l’évolution temporelle de l’angle d’arrivée de l’onde rétrodiffusée par le fond. En pratique, les angles d’arrivée des échos évoluent rapidement et les durées d’intégration pour lesquelles la quasi-stationnarité des signaux peut être assurée restent faibles compte tenu des rapports signal à bruit rencontrés et des algorithmes de localisation de sources tels que MUSIC ou Capon sont alors peu performants. Ces méthodes, basées sur les statistiques d’ordre deux des signaux, manquent de plus de robustesse vis à vis de la nature impulsive du bruit et de l’interférence que l’on rencontre souvent en présence des forts diffuseurs.

Alors que dans la littérature sonar les algorithmes se limitent en général à un traitement interférométrique [5] des sorties de capteurs exploitant essentiellement les statistiques d’ordre deux des observations, dans cet article, on propose la mise en œuvre d’un modèle d’état pour suivre l’évolution angulaire de l’écho de fond. Il permet en particulier de mieux prendre en compte les statistiques d’observation. Les tests effectués sur signaux synthétiques et données réelles montrent l’intérêt de cette approche pour la reconstruction bathymétrique à partir de signaux sonar.

## 2 Suivi angulaire des trajets acoustiques

### 2.1 L’environnement de propagation

Le schéma de la figure 1(a) indique la façon dont un signal sonar est retransmis vers un réseau de capteurs. Plusieurs types d’échos peuvent être reçus par le sonar : l’écho direct rétrodiffusé par le fond (**A**), des échos réfléchis sur le fond puis sur la surface avant d’être enregistrés (**B**), des échos directement renvoyés par la surface (**C**) ou encore des échos ayant subi plusieurs aller-retours (**D**). La figure 1(b) présente l’enregistrement d’un signal réel typique sur lequel on observe l’évolution des angles d’arrivée sur un spectrogramme dont les spectres spatiaux instantanés sont obtenus par la méthode de formation de voies de Capon [2]. On identifie clairement les différents types d’échos précédents.

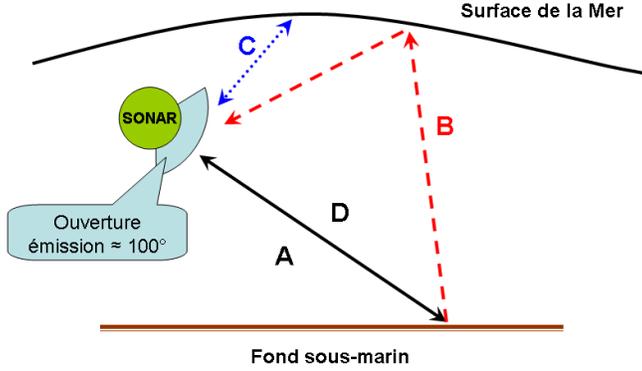
Les échos interférants qui se superposent temporellement avec l’écho (**A**) biaisent l’estimation de l’angle d’arrivée à cause de l’intensité localement plus puissante de ces interférences, notamment (**B**).

### 2.2 Modèle du signal reçu

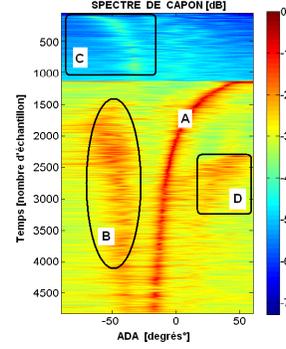
Le récepteur du sonar est constitué de  $N$  capteurs qui enregistrent un signal complexe à  $N$  composantes  $\mathbf{y}_t$ . Dans cette étude, afin d’effectuer un traitement rapide de l’information pour la reconstruction de la bathymétrie, on choisit de n’extraire que l’écho direct (**A**).  $\mathbf{y}_t$  s’exprime alors selon le schéma classique suivant :

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{a}(\theta_t)s_t + \mathbf{b}_t \quad (1)$$

où  $s_t$  représente le signal rétrodiffusé par le fond,  $\mathbf{b}_t$  est un vecteur contenant le bruit et les trajets interférants et  $\mathbf{a}(\theta_t)$  est



(a) Scène sous marine : multiple-trajets



(b) Spectre angulaire CAPON

FIGURE 1 – Échos multiples générés par un milieu multi-trajet

le vecteur directionnel de l'écho qui dépend de la géométrie de l'antenne et de l'angle d'arrivée  $\theta_t$  du trajet direct. L'équation (1) constitue l'équation d'observation de notre modèle d'état. L'état  $\theta_t$  du modèle est caractérisé par une équation d'évolution markovienne :

$$\theta_t = F_t(\theta_{t-1}, v_t) \quad (2)$$

où la fonction de transition  $F_t$  peut être choisie suivant un modèle cinématique classique ou intégrer des informations a priori sur l'évolution temporelle de l'angle d'arrivée de l'écho de fond direct.

### 2.3 Modélisation de l'observation et de l'interférence

Une analyse statistique des signaux reçus par l'antenne est réalisée via l'étude des diagrammes Q-Q (Quantile-Quantile) et de tests d'hypothèse classiques : le test du  $\chi^2$  et le test de Kolmogorov-Smirnov (KS). Le diagramme Q-Q est un outil graphique intéressant pour évaluer la pertinence de l'ajustement d'une distribution donnée à un modèle théorique, utilisé en particulier pour mettre en évidence les queues de distributions lourdes. Sur les figures 2(a) et 2(b), deux diagrammes Q-Q permettent d'évaluer la pertinence du choix de lois gaussienne et de Laplace. La séquence de test est composée de signaux reçus par un capteur pour un retard fixé, correspondant à une certaine distance latérale. Afin d'assurer une décorrélation suffisante des données, les signaux constituant la séquence de test sont issus de pings différents. De plus, on suppose ici que, localement, le fond marin est relativement plan, ce qui permet d'assurer que pour chaque zone les échantillons correspondent à une direction  $\theta$  qui varie peu. Cette construction est nécessaire pour pouvoir assurer une séquence de test blanche (les pings différentes sont indépendantes) et pour que les échantillons de test aient (presque) le même angle  $\theta$ . On peut ainsi obtenir pour chaque valeur de  $\theta$  un jeu de données correspondantes ; qui sont indépendantes et distribuées suivant une même loi  $p_{y_t|\theta_t}(\mathbf{y})$ .

La séquence de test est constitué de 3000 échantillons indépendants. On lui applique des tests d'indépendance dont les

résultats sont fournis dans le tableau 1. La figure 2 montre les courbes Q-Q obtenues en début d'enregistrement, c'est à dire pour de faibles distances latérales (figure 2(a)), et en fin écho (grandes distances latérales, figure 2(b)). La forme en S obtenue dans les deux diagrammes pour la courbe Q-Q avec l'hypothèse gaussienne met en évidence la présence de queues lourdes pour la loi de la séquence de test, ce qui traduit un comportement impulsif. La loi de Laplace s'avère mieux adaptée pour décrire le comportement du signal.

Pour mieux justifier le choix de la distribution de Laplace pour le signal observé, on présente aussi les résultats des tests d'hypothèse du  $\chi^2$  et de  $KS$  dans le tableau 1 pour les sous-ensembles de données précédents correspondant au début et à la fin d'écho. On notera que les paramètres des distributions gaussienne et de Laplace ont été estimés selon le critère de maximum de vraisemblance à partir de la séquence de test. Les valeurs présentes dans le tableau représentent les *p-valeurs* pour les différentes configurations de test, avec les valeurs en *rouge* qui correspondent au cas pour lesquelles l'hypothèse  $H_0$  a été acceptée pour le seuil de signification  $\alpha = 0.05$ . Dans toutes les configurations du test l'hypothèse gaussienne est rejetée tandis que l'hypothèse laplacienne est validée.

Par contre cette dernière présente une diminution de la *p*-valeur correspondante avec l'augmentation de la distance latérale. Ce point est notable surtout avec le test  $\chi^2$ . Ce phénomène est également observable sur le diagramme Q-Q où il apparaît sur la figure 2(b) que la distribution empirique du signal de test présente des queues encore plus lourdes que la distribution de Laplace pour les incidences les plus rasantes. On vérifie bien par ailleurs la validité de l'hypothèse de blancheur de la séquence pour les deux jeux de données.

TABLE 1 – P-valeurs pour différents tests d'hypothèse

Test	$\chi^2$		KS		Box-Jenkins
	G	L	G	L	Blanche
Début écho	$1.76e-33$	<b>0.59</b>	$2.33e-05$	<b>0.157</b>	<b>0.57</b>
Fin écho	$1.82e-38$	<b>0.07</b>	$9.46e-10$	<b>0.124</b>	<b>0.59</b>

En conclusion la vraisemblance du signal observé  $\mathbf{y}$ , paramétrée par l'angle  $\theta$ , est relativement bien caractérisée par une loi impulsive de Laplace pour des incidences moyennes. Dans

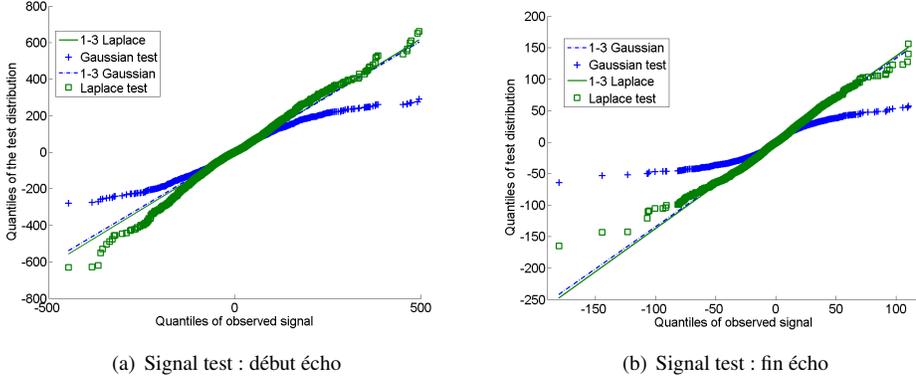


FIGURE 2 – Diagramme Q-Q

cet article, on se limite à l'emploi de ce type de loi dont la mise en œuvre pour décrire le vecteur des observations est de plus relativement simple.

Une originalité de l'approche que nous proposons ici concerne l'emploi de la description simple des statistiques du signal qui ne nécessite pas de considérer séparément les lois du signal  $\mathbf{a}(\theta_t)s_t$  et du bruit  $\mathbf{b}_t$  dans le modèle d'observation, à la différence de ce qui se fait généralement dans les modèles d'état. Étant donné que le modèle laplacien est bien adapté ici à la description des observations, on va décrire la loi de  $\mathbf{y}_t$  comme celle d'un vecteur laplacien multivarié. Plus précisément, on exploite la forme de la loi de Laplace multivariée [3] et le fait que la matrice de covariance de  $\mathbf{y}_t$  prend la forme :

$$\Gamma(\theta_t) \triangleq \mathbb{E}\{\mathbf{y}_t\mathbf{y}_t^H\} = \sigma_{st}^2\mathbf{a}(\theta_t)\mathbf{a}(\theta_t)^H + \sigma_{bt}^2\mathbf{I}_N \quad (3)$$

où  $\sigma_{st}^2$  et  $\sigma_{bt}^2$  représentent les variances du signal rétrodiffusé et du bruit.

La vraisemblance laplacienne multivariée  $p_{\mathbf{y}_t|\theta_t}(\mathbf{y})$  intègre la covariance spatiale du signal  $\mathbf{y}_t$ . Pour décrire une variable aléatoire  $N$ -dimensionnelle  $\mathbf{z}$ , de Laplace on utilise le *modèle de mélange normale de variance* [3] qui permet d'écrire :  $\mathbf{z} = \sqrt{w}\mathbf{u}$  où  $w$  est une variable aléatoire exponentielle de paramètre  $\lambda = 1$  et  $\mathbf{u}$  est un vecteur aléatoire gaussien de dimension  $N$ .  $w$  et  $\mathbf{u}$  sont indépendantes. Avec cette représentation, on peut introduire de la corrélation via la matrice de corrélation de  $\mathbf{u}$ . Dans le cas du modèle (1), on supposera les vecteurs aléatoires  $\mathbf{a}(\theta_t)s_t$  et  $\mathbf{b}_t$  mutuellement laplaciens en prenant  $s_t = \sqrt{w}u_s$  et  $\mathbf{b}_t = \sqrt{w}\mathbf{u}_b$ . Où  $u_s \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{st}^2)$  et  $\mathbf{u}_b \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{bt}^2\mathbf{I}_N)$ . Le noyau exponentiel  $\sqrt{w}$  permet de exprimer  $\mathbf{y}_t$  comme un vecteur laplacien :  $\mathbf{y}_t = \sqrt{w}\mathbf{u}_y$ , où  $\mathbf{u}_y \sim \mathcal{N}(0, \Gamma(\theta_t))$  car :

$$\mathbb{E}\{\mathbf{y}_t\mathbf{y}_t^H\} = \mathbb{E}\{\sqrt{w}\mathbf{u}_y\mathbf{u}_y^H\sqrt{w}\} = \mathbb{E}\{w\}\mathbb{E}\{\mathbf{u}_y\mathbf{u}_y^H\} = \Gamma(\theta_t)$$

Conformément à [3] et [6], la vraisemblance de  $\mathbf{y}_t$  notée  $p_{\mathbf{y}_t|\theta_t}(\mathbf{y})$  est donnée par :

$$p_{\mathbf{y}_t|\theta_t}(\mathbf{y}) = \frac{2}{\pi^{N/2}|\Gamma(\theta_t)|^{1/2}} \frac{K_\nu\left(2\sqrt{\mathbf{y}^H\Gamma(\theta_t)^{-1}\mathbf{y}}\right)}{(\mathbf{y}^H\Gamma(\theta_t)^{-1}\mathbf{y})^{\nu/2}} \quad (4)$$

où  $\nu = N/2 - 1$  et  $K_\nu$  est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce et ordre  $\nu$ .

## 2.4 Suivi de la direction de l'écho principal

Compte tenu des statistiques non gaussiennes de l'observation, on utilise un filtre particulière [4] pour réaliser le suivi de l'état  $\theta_t$ . Après l'étape de simulation de  $\theta_t$  au moyen de l'équation d'état (2), l'étape d'actualisation des poids des particules est réalisée en utilisant la loi  $p_{\mathbf{y}_t|\theta_t}(\mathbf{y})$ . Afin d'accéder simplement pour chaque particule  $\theta$  à la valeur de  $\Gamma(\theta)$  correspondante, une solution possible consiste à actualiser à chaque instant les valeurs  $\sigma_{st}^2$  et  $\sigma_{bt}^2$  de la covariance des observations (Eq.(3)). Cela peut être réalisé simplement par l'actualisation, pour une fenêtre d'observation glissante, d'une décomposition propre de la matrice de covariance empirique des observations.

## 3 Résultats

### 3.1 Résultats sur des données synthétiques

Dans cette partie on présente des résultats de l'estimation de l'ADA en utilisant la méthode de poursuite proposée et une méthode MUSIC classique [1]. Sur la figure 3 on peut retrouver les courbes d'erreur quadratique moyenne (EQM) pour l'estimation de l'ADA par les deux méthodes. Dans cette simulation on a simplement considéré la rétrodiffusion par un fond plat, en l'absence de signaux interférents, à seule fin d'illustrer certaines limitations de l'algorithme MUSIC par rapport aux méthodes de poursuite. Ainsi, l'algorithme MUSIC utilise une fenêtre temporelle pour estimer la matrice de covariance  $\Gamma$  et toute variation de l'ADA dans la fenêtre entraîne une dilution de la résolution angulaire. Ce phénomène est surtout sensible aux faibles incidences pour lesquelles l'angle varie plus rapidement. Par contre il n'affecte pas la méthode de poursuite du fait de l'emploi du modèle d'évolution de l'ADA (2). Dans cette simulation, le modèle d'évolution de l'état est une simple marche aléatoire :  $\theta_t = \theta_{t-1} + v_t$ , où  $v_t$  est un bruit gaussien centré dont l'écart type est pris égal à 0.2 degrés. De même la vraisemblance laplacienne de l'observation (4) a été employée pour

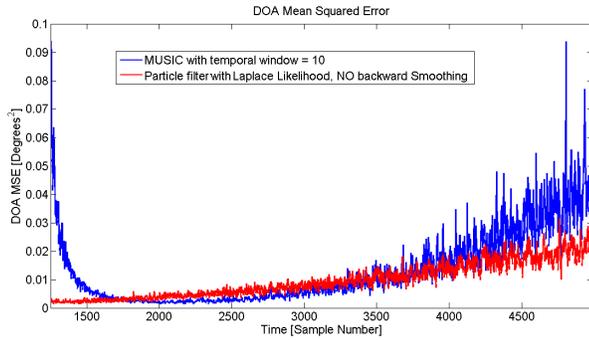


FIGURE 3 – EQM de l’angle d’arrivée

le calcul de vraisemblance de chaque particule conditionnellement à l’état (valeur de la particule). Le nombre de particules a été fixé à 100.

### 3.2 Résultats sur des données sonar latéral

Dans ce paragraphe on présente les résultats de l’application des algorithmes de poursuite et MUSIC précédemment décrits. Les données sont issues d’un sonar latéral ayant  $N = 8$  récepteurs. Dans la figure 4 on observe le pseudo-spectre et les ADA obtenu avec l’algorithme MUSIC et sur la figure 5 on observe les estimées de l’ADA avec la méthode de poursuite, superposée au pseudo-spectre de MUSIC, pour faciliter la comparaison entre les deux approches. On observe que l’algorithme de MUSIC, mis en œuvre avec une fenêtre de largeur de 10 échantillons temporels, présente beaucoup de fausses détections provenant des échos interférents. Augmenter la taille de la fenêtre permet de diminuer le nombre de fausses détections mais augmente, en contre partie, le biais d’estimation lié à la diffusion angulaire. Par contre la méthode de poursuite de l’ADA au moyen d’un modèle d’état permet d’estimer l’ADA de l’onde rétrodiffusée sans nécessiter un tel compromis.

## 4 Conclusions

Le suivi des ADA pour la reconstruction bathymétrique par des méthodes trajectographiques a été étudié dans cet article. Sa comparaison avec des méthodes classiques telles que MUSIC ou CAPON a été présentée. La statistique laplacienne et le modèle non-linéaire ont été pris en compte dans le cadre d’une implémentation particulière. Une originalité du travail réside une mis en œuvre de cette statistique laplacienne de l’observation qui ne fait pas appel directement aux statistiques du signal rétrodiffusé ni du bruit additif d’observation. Dans de futurs travaux, on s’attachera à affiner la description de l’évolution de la loi des intensités rétrodiffusées avec l’incidence.

## 5 Remerciements

Ce travail a été financé par la DGA, *Direction Générale de l’Armement et l’Institut Carnot*.

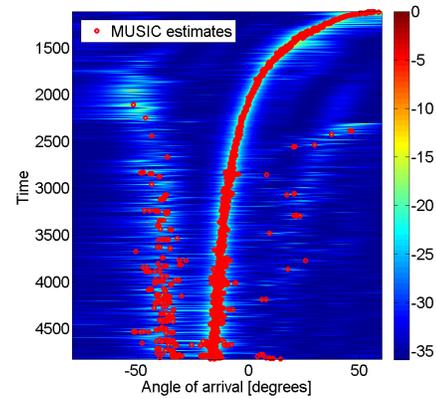


FIGURE 4 – Estimées de l’ADA par la méthode MUSIC

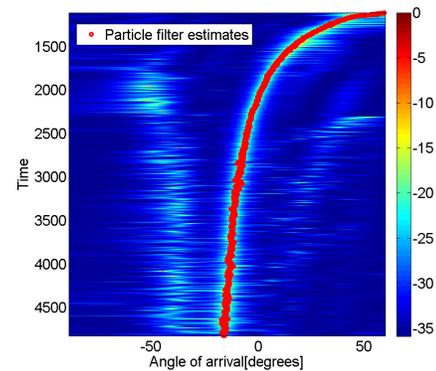


FIGURE 5 – Estimées de l’ADA par la méthode de poursuite

## Références

- [1] G. Bienvenu and L. Kopp. High resolution method for localization of radiating sources. *L’Onde Electrique*, 64 :28–37, 1984.
- [2] J. Capon. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 57(8) :1408 – 1418, August 1969.
- [3] T. Eltoft, T. Kim, and T.W. Lee. On the multivariate laplace distribution. *IEEE Signal Processing Letters*, 13(5) :300–303, May 2006.
- [4] N.J. Gordon, D.J. Salmond, and A.F.M. Smith. Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation. *IEEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, 140 :107–113, 1993.
- [5] G. Llort, C. Sintès, T. Chonavel, A. Morrison, and S. Daniel. Advanced interferometric techniques for high-resolution bathymetry. *Journal of Marine Technology Society*, 46(2) :9–31, March 2012.
- [6] Kotz Samuel, Kozubowski Tomasz, and Podgorski Krzysztof. *The Laplace Distribution and Generalizations*. Birkhäuser Boston, 2001.