



## DETECTION DE TRAJETS MULTIPLES DE SIGNAUX SONAR PAR MODELISATION EVOLUTIVE.

C. Theys<sup>1</sup>, A. Ferrari<sup>1</sup>, M. Le Dard<sup>2</sup>, T. Pitarque<sup>1</sup>

(1) Université de NICE-SOPHIA ANTIPOLIS  
LASSY/IS, URA 1376 du CNRS  
41, Bd Napoléon III 06041 Nice Cedex

(2) ECAN SAINT-TROPEZ  
BP N°168  
83996 SAINT TROPEZ

### Résumé:

Le sujet traité est la détection de trajets multiples lors de la propagation de signaux SONAR. Le problème a été abordé tout d'abord en tenant compte de la spécificité des discontinuités de ces signaux: sauts dans la phase du signal, puis en élargissant le problème à la détection de ruptures avec une modélisation du signal.

### Abstract:

This paper deals with multipath propagation detection of SONAR echoes. First of all, the problem has been approached by taking into account discontinuities specificity: jumps in the phase, then with detection statistical methods, which require a model of the signal.

### Introduction

Parmi tous les problèmes rencontrés lors de la localisation de cibles par émission SONAR, la présence de trajets multiples dans le signal reçu est un obstacle important. Le problème a tout d'abord été appréhendé en étudiant directement la phase instantanée du signal par l'intermédiaire du signal analytique; cela s'avérant insuffisant, la détection est réalisée à l'aide de méthodes statistiques de ruptures de modèles. Cette dernière approche pose le problème de modélisation du signal.

La phase d'une sinusoïde est donnée par l'argument de son signal analytique associé. Le signal analytique est calculé à l'aide d'un filtre de Hilbert pour permettre une détection en ligne. La seconde approche utilise une modélisation du signal associée à un test statistique de divergence de modèles: la divergence de Kullback. Le test sera effectué avec une modélisation AR stationnaire puis évolutive.

Ces méthodes ont été appliquées sur des signaux SONAR, après prétraitement. Une étude comparative de ces deux approches a été effectuée et la pertinence des résultats évaluée à partir de la géométrie de l'expérience au moment de l'enregistrement des signaux.

### signal étudié

Les phénomènes complexes accompagnant la propagation du son dans l'eau tels que réflexions de surface ou de fond, absorption, déformation, rendent le signal reçu après émission SONAR non stationnaire; de plus, du bruit coloré, de diverses origines, se superpose au signal. Nous nous intéressons plus particulièrement à la détection des trajets multiples.

Les trajets multiples provenant de réflexions sur la surface ou sur le fond de la mer (en eau peu profonde) peuvent fausser ou empêcher la détection et la localisation de cibles SONAR. En effet, sous certaines conditions de géométrie du système sonar-cible-surface de la mer, d'émission et de réception des signaux, les trajets multiples transportent une énergie comparable à celle directement réfléchi par la cible. En conséquence, le signal reçu résultant de la superposition du trajet direct et des réflexions, présente, de ce fait, des fluctuations d'amplitude et de phase [1].

### Détection de sauts de phase par signal analytique

En première approximation les phénomènes à détecter peuvent être caractérisés par des discontinuités de phase. Une façon simple et rapide d'obtenir la phase instantanée d'un signal est d'observer l'argument de son signal analytique [1].

Le signal analytique  $x_a(t)$  associé à  $x(t)$  est, par définition, le signal dont la transformée de Fourier  $X_a(f)$  est



nulle pour les fréquences négatives et égale à  $X(f)$ , transformée de Fourier de  $x(t)$ , pour les fréquences positives.  $x_a(t)$  peut directement être calculé par:

$$2x_a(t) = x(t) + i\nabla x(t) \quad (1)$$

Où  $\nabla x(t)$  est la transformée de Hilbert du signal  $x(t)$ , déphaseur idéal de  $-\pi/2$ .

Soit  $x(t)$  une sinusoïde de la forme:

$$x(t) = A \cos \varphi(t) \quad (2)$$

Sa transformée de Hilbert et son signal analytique sont respectivement:

$$\nabla x(t) = A \sin \varphi(t) \quad (3)$$

$$x_a(t) = \frac{A}{2} e^{j\varphi(t)} \quad (4)$$

Le signal analytique donne deux informations: phase et amplitude instantanée du signal. Pour une sinusoïde à fréquence instantanée constante  $\omega/2\pi$ , de phase à l'origine  $\varphi_0$ , la phase instantanée est une droite de pente  $\omega$  et d'ordonnée à l'origine  $\varphi_0$ .

Il apparaît une discontinuité dans l'évolution de la phase instantanée à chaque instant d'apparition ou de disparition d'une sinusoïde. Par conséquent, en étudiant par exemple la dérivée de la phase, on peut, à priori, connaître les instants d'arrivée des trajets réfléchis.

Cette méthode est très sensible au bruit. Si le signal est très bruité il est impossible de distinguer les discontinuités dues au bruit de celles dues à un saut de phase dans le signal; il sera donc indispensable de filtrer au maximum les signaux.

### Ruptures de modèles

L'étude de la phase instantanée du signal n'apparaît pas toujours concluante, au vu des résultats obtenus, de par sa sensibilité au bruit. De plus, les discontinuités qui apparaissent aux instants de superposition du trajet direct avec les trajets multiples sont plus complexes que de simples sauts de phase. Nous allons donc nous placer dans un contexte plus général d'étude des modifications brusques des caractéristiques d'un signal ou ruptures de modèles. Ces méthodes nécessitent une modélisation du signal.

#### Modèle AR

Nous utiliserons tout d'abord le modèle auto régressif, régi par l'équation:

$$x_n = -\sum_{i=1}^p a_i x_{n-i} + e_n \quad (5)$$

C'est le modèle le plus simple à identifier et de nombreux algorithmes rapides ont été développés pour estimer les paramètres AR. C'est un modèle parfaitement efficace dans le cas d'une ou d'une somme de sinusoïdes, amorties ou non. Mais le modèle AR stationnaire ne tient pas compte de l'évolution des paramètres, due, par exemple, à une variation de la fréquence des sinusoïdes au cours du temps.

Si l'on ne s'intéresse qu'à la détection de rupture, et pas forcément à une bonne estimation des paramètres du modèle, on peut envisager de garder un modèle stationnaire sur deux fenêtres: courte et longue et de s'intéresser à la différence d'estimation des paramètres dans le temps d'une fenêtre sur l'autre.

#### Modèle AR évolutif

Le modèle évolutif a été développé spécifiquement pour identifier les signaux non stationnaires et suivre leur évolution au cours du temps. On s'intéressera au modèle AR, toujours pour des raisons de simplicité. Les paramètres du modèle sont projetés sur une base formée d'un petit nombre de fonctions variant lentement dans le temps:

$$a_i(n) = \sum_{j=1}^m a_{ij} f_j(n) \quad (6)$$

Le choix de la base de fonctions  $f_j$  sur laquelle va s'effectuer la décomposition est très important, la qualité de l'estimation dépend en grande partie de ce choix. Il faut une base de fonctions couvrant au mieux l'espace des valeurs parcourues par les  $a_i(t)$  et ceci avec le nombre le plus petit possible de ces fonctions. Les fonctions utilisées par la suite sont les polynômes de Legendre modifiés, orthogonaux sur l'intervalle d'observation  $[0, N]$  [2].

L'identification des  $p(m+1)$  paramètres peut se faire de manière globale ou récursive. La méthode globale estime les  $a_i(n)$  en tenant compte des  $N$  échantillons de la fenêtre d'observation et ne délivre de résultats qu'à la fin du traitement. La méthode récursive permet d'estimer les paramètres  $a_i(n)$  à chaque instant  $n$  appartenant à l'intervalle d'observation  $[p, N]$  [3].

La méthode évolutive est adaptée aux signaux dont les paramètres évoluent lentement dans le temps, mais la méthode récursive d'identification des paramètres permet de mieux suivre les variations plus rapides du signal. On peut également obtenir un meilleur suivi des variations brusques du signal en utilisant un très grand nombre de fonctions, ce qui augmente rapidement la complexité des calculs.

La méthode AR évolutive est, par exemple, parfaitement adaptée à une sinusoïde dont la fréquence suit une loi de variation linéaire. Par contre, prenons le cas d'une sinusoïde à fréquence constante mais qui change de valeur à un instant donné: rupture de type saut de fréquence; une estimation globale des paramètres, c'est à dire prenant en compte la totalité des échantillons, va donner une variation linéaire de fréquence.

#### Divergence de Kullback

Les méthodes statistiques de rupture de modèles mesurent, au sens statistique, une distance entre modèles. Elles impliquent une modélisation du signal mais il n'y a pas d'hypothèse explicite sur la nature de la rupture.

La méthode développée ici est basée sur le rapport de vraisemblance généralisée (GLR) et a été présentée dans [4]. Le signal est vu à travers deux fenêtres: une fenêtre de longueur croissante  $n$ , et une fenêtre glissante de longueur constante  $L$ , calée sur la fin de la première fenêtre,  $n$ : instant courant de calcul; chacune définissant un modèle  $\theta_i(n)$  du signal.

Le test de rupture est basé sur le calcul de l'entropie mutuelle entre les distributions conditionnelles des deux modèles. Dans le cas gaussien, il est donné par:

$$w_n = \frac{1}{2} \left( 2 \frac{e_0(n) e_1(n)}{\sigma_1^2} - \left[ 1 + \frac{\sigma_0^2}{\sigma_1^2} \right] \frac{e_0(n)}{\sigma_0^2} + \left[ 1 - \frac{\sigma_0^2}{\sigma_1^2} \right] \right) \quad (7)$$

où  $e_i(n)$ ,  $\sigma_i(n)$  sont respectivement résidu et variance du résidu à l'instant  $n$  du modèle long terme pour  $i=0$ , court terme pour  $i=1$ .

Finalement, on introduit la somme cumulative:

$$W_n = \sum_{k=1}^n w_k \quad (8)$$

qui avoisine zéro tant que les deux modèles sont identiques et devient brusquement négative à l'instant de divergence.

Les résidus et variances des résidus ont été estimés avec les deux modèles décrits précédemment. En choisissant une modélisation stationnaire, même si le signal ne l'est pas, on s'intéresse à la différence d'estimation des paramètres sur les deux fenêtres et pas à un bon suivi du signal. En choisissant une modélisation évolutive, on tient compte, en plus des ruptures du signal, de son évolution lente au cours du temps. On tente de suivre au mieux cette évolution par des paramètres AR dépendant du temps; on verra que cette approche donne les meilleurs résultats.

### Résultats expérimentaux

Les trois méthodes décrites ci-dessus ont été essayées après prétraitement sur trois récurrences successives de signaux SONAR sensés présenter des réflexions de surface. Le prétraitement présente trois étapes:

- Sélection de la partie du signal présentant le maximum d'énergie.
- Analyse par Fourier glissant de la partie sélectionnée afin de déterminer la fréquence principale présente dans le signal.
- Filtrage passe-bande très étroit autour de la fréquence déterminée précédemment pour éliminer le maximum de bruit. Le filtre utilisé est un filtre à Réponse Impulsionnelle Finie de 129 coefficients.

Le signal analytique est calculé à partir d'un filtre de Hilbert de 129 coefficients (1).

Pour la troisième méthode: test de Kullback associé à une modélisation évolutive, l'identification a été faite récursivement sur la fenêtre croissante et globalement sur la fenêtre glissante. Pour les deux méthodes utilisant le calcul de distance entre les deux fenêtres, l'identification est effectuée pour chaque instant allant de  $L$ : longueur de la fenêtre glissante à  $N$ : longueur de la fenêtre d'observation. On ne peut donc détecter de ruptures sur les  $L$  premiers échantillons. La longueur  $L$  de la fenêtre a été fixée à 20 échantillons, les ordres  $p$  des AR sur les deux fenêtres est fixée à 2 et l'ordre de la base de fonctions  $m$  est choisi égal à 2.

La crédibilité des résultats obtenus est évaluée à partir de la géométrie du système au moment de l'expérience qui permet de calculer les instants d'arrivée du trajet direct, du ou des éventuels trajets réfléchis sur la surface de la mer.

Pour chaque récurrence, sont présentés:

- a) la partie du signal temporel ayant le maximum d'énergie avant filtrage.
- b) la dérivée de la phase instantanée.
- c) le test de Kullback avec une modélisation AR stationnaire.
- d) le test de Kullback avec une modélisation AR évolutive

Le tableau ci-dessous donne les instants des échos: direct et réfléchis, d'après la géométrie connue du système.

td: instant d'arrivée de l'écho direct sonar-cible-sonar.  
 tr1: instant d'arrivée du trajet réfléchi sonar-cible-surface de la mer-sonar.  
 tr2: instant d'arrivée du trajet réfléchi sonar-surface de la mer-cible-surface de la mer-sonar.

	Signal 1	Signal 2	Signal 3
td (sec)	1.085	.95	.883
tr1 (sec)	1.105	.973	----
tr2 (sec)	1.125	.996	----

Le signal 3 ne comporte pas de trajets réfléchis notables. Ces temps sont rappelés par des flèches sur les figures.

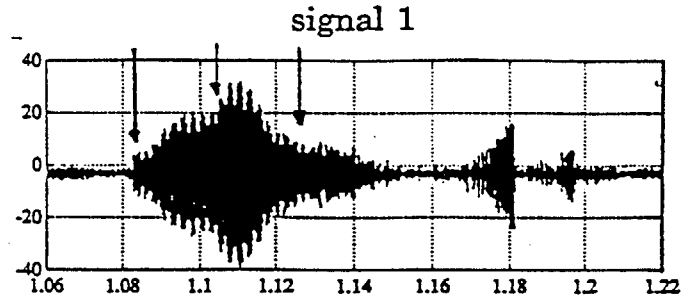


Fig 1.a

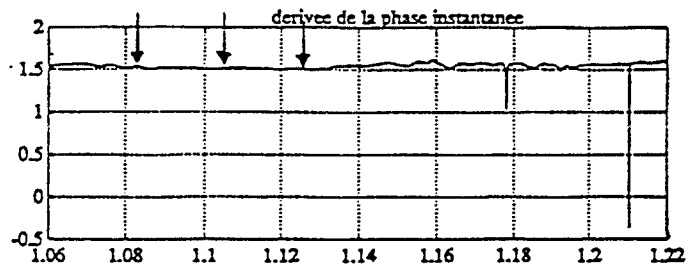


Fig 1.b

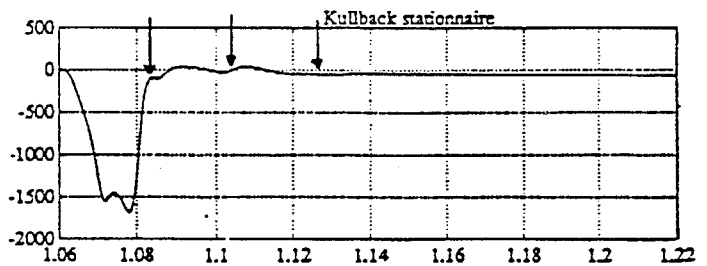


Fig 1.c

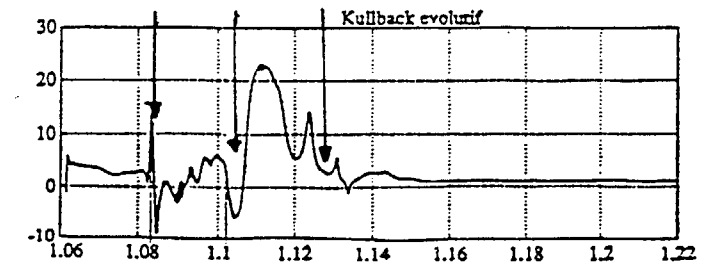


Fig 1.d

### Commentaires

De façon générale, la dérivée de la phase instantanée (Figs 1.b à 3.b) indique le début et la fin de la cible. Elle est bien constante sur toute la longueur de la cible et fluctuante après l'arrivée des échos, ceci est particulièrement visible sur la fig 3.b. Le test de Kullback avec modélisation stationnaire (Figs 1.c à 3.c) est très chaotique avant l'arrivée du signal et se stabilise dès son arrivée, il présente



ensuite des fluctuations mais est plus sensible aux variations d'énergie du signal qu'à l'arrivée des échos.

Par contre, le test de Kullback avec modélisation évolutive (Figs 1.d à 3.d) donne de très bons résultats, les échos sont parfaitement détectés. Il est à noter que les tests de Kullback n'ont pas mis en évidence de ruptures dans le signal 3.

### Conclusion

Des trois méthodes étudiées, seule la méthode statistique de détection de ruptures avec modélisation AR évolutive a pu mettre en évidence les trajets réfléchis sur plusieurs récurrences. Ces résultats peuvent être améliorés en réinitialisant après chaque détection de rupture, et le temps de calcul peut être accéléré en calculant chaque fenêtre glissante en tenant compte du résultat de la fenêtre précédente.

### Références:

- [1] W. S Burdic, 'Underwater acoustic system analysis', Prentice-Hall s ed, 1984.
- [2] Y. Grenier, 'Time dependent ARMA modeling of non-stationary signals', IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process., Vol ASSP-31, pp. 899-911, 1983.
- [3] R. Charbonnier, M. Barlaud, G. Alengrin and J. Menez, 'Results of AR-Modelling of NonStationary Signals', Signal Processing 12 (1987) 143-151, North-Holland.
- [4] M. Basseville, A. Benveniste, 'Detection of Abrupt Changes in Signals and Dynamical Systems', Springer Verlag, Lecture Notes in Control and Information, Sciences, N.Y. 1986.

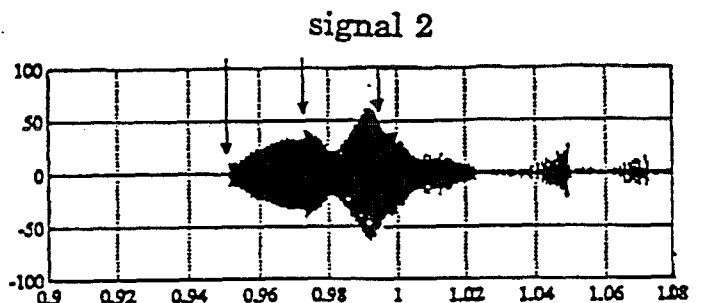


Fig 2.a

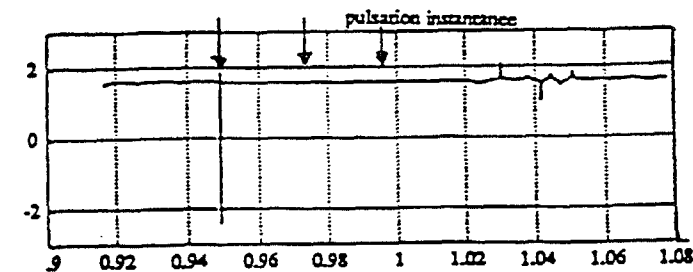


Fig 2.b

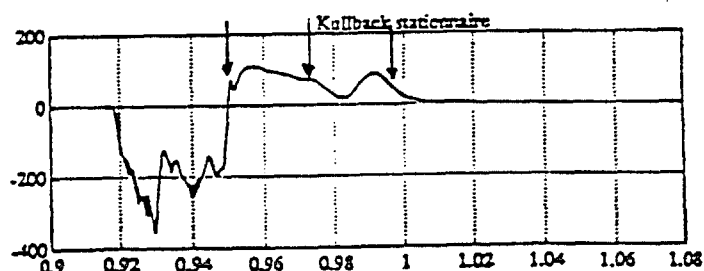


Fig 2.c

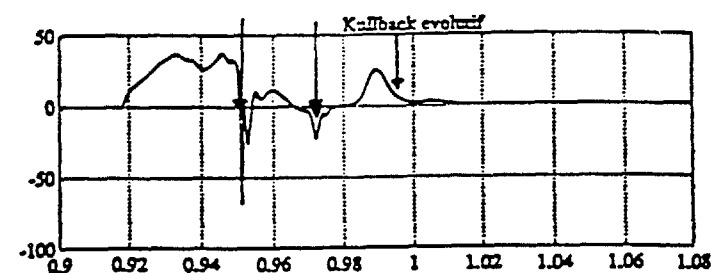


Fig 2.d

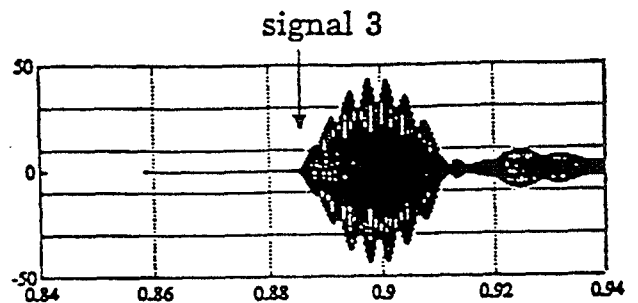


Fig 3.a

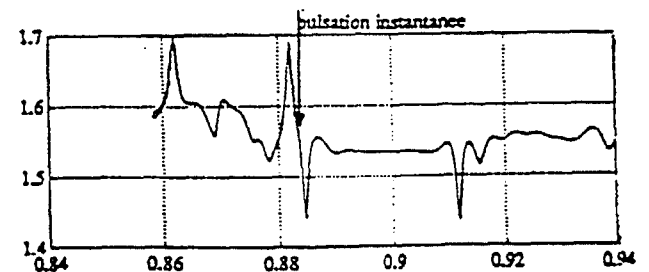


Fig 3.b

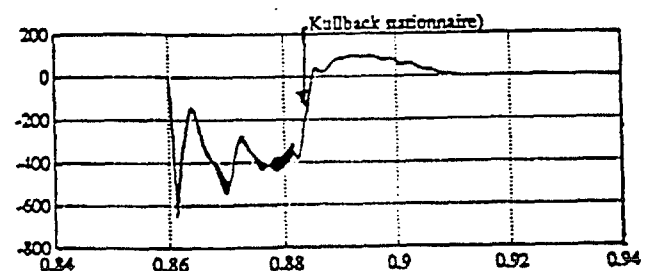


Fig 3.c

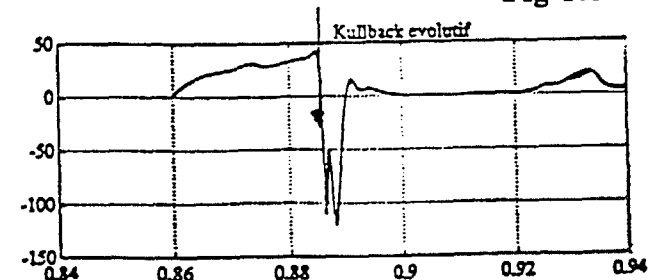


Fig 3.d