

ETUDE DES PERFORMANCES DE DÉTECTEURS DE TRANSITOIRES FONDÉS SUR LES STATISTIQUES D'ORDRE SUPÉRIEUR ET LES TRANSFORMATIONS LINÉAIRES

L. Duboisset¹ & P. Ravier², P.O Amblard²

¹CTSN/DLSM

Chemin de la Gardiole, Le Brusac 83140 Six-Fours.

²CEPHAG-ENSIEG UMR CNRS 346

BP 46, 38402 Saint Martin d'Hères Cedex.

RÉSUMÉ

La détection de transitoires, dans un contexte de rapport signal sur bruit faible, se heurte aux limitations de détecteurs d'énergie classiques. C'est pourquoi nous nous intéressons à d'autres algorithmes utilisant les transformées temps-fréquence ou les statistiques aux ordres supérieurs. L'objet de cette communication est de comparer les performances de quatre détecteurs basés respectivement sur la transformée en ondelette, la représentation de Gabor, le calcul du bispectre et le calcul du moment d'ordre 4. Cette étude est réalisée de façon expérimentale à l'aide de courbes de performances. Les tests ont été effectués sur des transitoires réels ou synthétiques noyés dans du bruit de mer ou du bruit artificiel.

1. INTRODUCTION

Les bruits transitoires constituent une classe de signaux très intéressants dans le domaine de la lutte sous-marine. Parmi ceux-ci, on trouve fréquemment des signaux brefs et oscillants. Leur détection en acoustique sous-marine se heurte, dans un contexte de rapport signal sur bruit faible, aux limitations des détecteurs d'énergie classique. Ainsi, ces dernières années sont apparues des techniques basées sur des statistiques d'ordre supérieur ou des changements de représentation (e.g. transformées linéaires telles que Gabor ou ondelettes).

L'objet de cette communication est la comparaison de quatre détecteurs issus de ces deux grandes classes à l'aide de courbes de performance COR (Caractéristique Opérationnelle du Récepteur).

Le problème de détection peut être formulé de la façon suivante:

$$\begin{aligned} H_0 &: x(t) = b(t) && \text{Hyp. signal absent} \\ H_1 &: x(t) = y(t) + b(t) && \text{Hyp. signal présent} \end{aligned}$$

où $b(t)$ est le bruit et $y(t)$ un transitoire inconnu à détecter. Les transitoires utilisés seront aussi bien synthétiques que réels pour permettre une comparaison plus large. De même, le bruit pourra être blanc gaussien simulé ou issu d'enregistrements sous-marins.

Nous avons retenu deux classes de détecteurs:

- La première repose sur la théorie des statistiques aux ordres supérieurs. Cette classe aboutit à des courbes

ABSTRACT

Detection of transient signals with a little signal-to-noise ratio comes up against the limitation of classical energy detectors. That is why we are interested in other algorithms using time-frequency transformations or higher-order statistics. In this paper, we compare the performances of four detectors based on the wavelet transform, the Gabor representation, the bispectral analysis and the fourth order moment. We present an experimental performance study through receiver operating characteristics (ROC). Real or simulated transients with sea noise or artificial noise were used.

$d(t)$ de détection temporelle. Le test d'hypothèse s'écrit alors, par changement d'espace de représentation:

$$\begin{aligned} d(t) &> \eta && \text{Hypothèse } H_0 \\ d(t) &< \eta && \text{Hypothèse } H_1 \end{aligned}$$

Le test de détection consiste donc, pour chaque réalisation de bruit, à comparer $d(t)$ à un seuil.

- La seconde classe utilise des transformées linéaires. Le test d'hypothèse consiste, sous l'hypothèse d'un bruit gaussien, à comparer à un seuil une statistique calculée sur les coefficients de transformée:

$$\Lambda(x) \begin{cases} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{cases} \eta$$

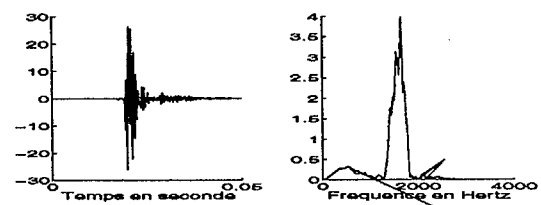


Figure 1: Transitoire réel et sa D.S.P.

Dans tous les cas, nous avons choisi une démarche expérimentale [6] au travers de courbes COR. On obtient un ensemble de courbes de performances lorsqu'on fait varier un paramètre, les autres paramètres étant fixés. Notamment, le transitoire utilisé est un transitoire réel expérimental représenté figure 1.

2. LES ORDRES SUPÉRIEURS POUR LA DÉTECTION: MOMENT D'ORDRE 4 ADAPTATIF

E. Sangfelt & L. Persson [1] comparent 4 détecteurs utilisant respectivement les moments d'ordre 2, 3 et 4 et le cumulants d'ordre 4.

$$c_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^2(t_i) \quad m_4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^4(t_i)$$

$$c_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^3(t_i) \quad c_4 = m_4 - 3.c_2^2$$

Ils ont montré que les estimateurs à l'ordre 4 donnaient en général de meilleurs résultats que ceux aux ordres inférieurs. Pour des résultats à peu près identiques entre moment et cumulants à l'ordre 4, nous avons retenu le moment d'ordre 4 car son implantation est plus simple. Le moment d'ordre 4 se calcule de la façon adaptative suivante:

$$m_{4,k} = m_{4,k-1} - \mu.(m_{4,k-1} - x_k^4)$$

Le paramètre μ pilote la vitesse de convergence. Les courbes de performance en fonction de ce paramètre montrent que sa valeur a relativement peu d'influence sur la qualité de la détection.

3. DÉTECTION DE NON-PROPRIÉTÉS PAR UN CALCUL DE BISPECTRE

L'article de M.J. Hinich [2] présente un détecteur utilisant les propriétés du bispectre d'un signal bruité échantillonné. En effet, le bispectre d'un processus non stationnaire ou non gaussien est différent de zéro, ce qui permet de détecter un transitoire non stationnaire respectivement non gaussien. En outre, le bispectre échantillonné présente de nombreuses symétries dans le plan temps-fréquence et il suffit de le calculer dans le domaine principal (triangle gras de la figure 2) pour le connaître tout entier. Un signal gaussien centré a un

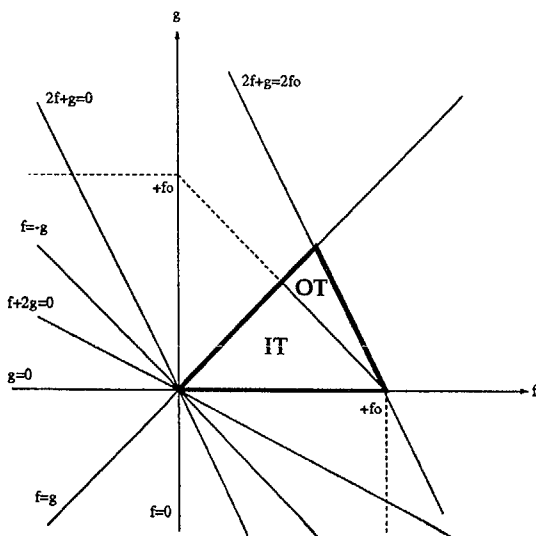


Figure 2: Symétries du bispectre dans le cas discret

bispectre nul dans le triangle IT (Isoceles Triangle). Cette zone du plan permet donc de chiffrer la gaussianité d'un

signal. Pour un signal stationnaire et limité en fréquence respectant les conditions de Shannon, le bispectre est nul dans le triangle OT (Odd Triangle) du domaine principal car les fréquences considérées sont limitées à la fréquence de Nyquist. La non-stationnarité se traduit par l'existence du bispectre dans tout le plan fréquence-fréquence donc dans OT. Ce triangle OT permet donc de tester une déviation à la stationnarité des signaux.

Le calcul du bispectre est effectué sur une fenêtre glissante et aboutit à un signal de détection temporel (intégrale sur IT et/ou OT du module au carré du bispectre sur chaque tranche). Le bispectre est estimé sur la transformée de Fourier du signal évaluée à différentes fréquences:

$$B_y^{(N)}(j, k) = \frac{1}{N} Y(f_j)Y(f_k)Y(-f_j+k)$$

L'estimateur est ensuite lissé avec une fenêtre de pondération $W(f, g)$, de volume unité dans le carré $S = \{f, g : -\frac{1}{2} \leq f, g \leq \frac{1}{2}\}$. Le bispectre estimé lissé est obtenu par double convolution avec la fenêtre de lissage:

$$B_y^{(N)}(f_j, g_k) = \sum_m \sum_n W_N(m, n).B_y^{(N)}(j-m, k-n)$$

Le jeu de courbes en fonction du RSB , pour un transi-

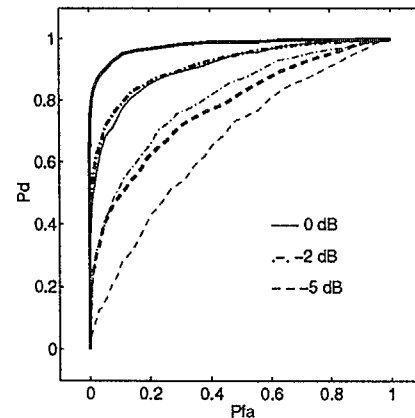


Figure 3: Performances en fonction du RSB. Tracé fin: stat. IT, Tracé gras: stat. OT

toire réel et un bruit synthétique, montre un gain de performance de 2 à 3 dB par passage de la statistique IT à la statistique OT (figure 3). Par contre, on détecte mieux les non-gaussianités que les non-stationnarités sur les signaux synthétiques et à support long. Une bonne détection nécessite donc la présence d'une non-gaussianité suffisamment longue dans le signal.

4. LA THÉORIE DES ONDELETTES APPLIQUÉE À LA DÉTECTION DE TRANSITOIRES

M. Frisch et H. Messer [3] utilisent les coefficients en ondelettes de Morlet pour détecter des transitoires dont la bande passante et le produit temps-bande passante sont grossièrement estimés. Soit un signal $s(t)$ de durée T et de bande passante comprise entre une fréquence f_{min} et une fréquence f_{max} . On peut lui adjoindre un domaine D :

$$D = [-T; T] \times \{[-f_{max}; -f_{min}] \cup [f_{min}; f_{max}]\}$$

L'avantage des ondelettes pour ce problème résulte du fait que seuls les coefficients significativement différents de zéro pour $s(t)$ sont à l'intérieur du domaine D . Or, on peut reproduire l'ensemble du plan temps-fréquence connaissant seulement les coefficients du réseau dyadique se trouvant dans D . S'ils sont significativement différents de zéro, cela révèle la présence d'un transitoire dans le signal, alors que s'ils sont à peu près nuls, aucun transitoire n'est présent. La statistique de détection s'écrit comme le rapport de vraisemblance généralisé (G.L.R.T.). Elle est calculée sur un motif élémentaire de quatre points qu'on déplace sur toute la grille dyadique dans le domaine D . La densité de probabilité sous l'hypothèse H_1 est évaluée sur l'estimation des coefficients en ondelette au sens du maximum de vraisemblance.

$$\Lambda_{GLRT}(x) = \frac{P(x/\hat{s}, H_1)}{P(x/H_0)} = \frac{\max_s P(x/s, H_1)}{P(x/H_0)}$$

x , s et n sont des vecteurs constitués des quatre coefficients en ondelette du motif, respectivement du signal, d'un modèle et du bruit. L'idée de Frisch et Messer consiste à choisir un ensemble de transitoires modèles et à prendre le maximum du test de détection sur l'ensemble des modèles. Les modèles sont des estimations de transitoires - exponentielle décroissante, ondelette de Morlet, etc. Le bruit étant supposé gaussien, le rapport de vraisemblance généralisé s'écrit donc

$$\Lambda_{GLRT}(x) = \max_{j=1}^J \max_{s_j} \left[\frac{\exp[-(x - s_j)^H \nabla_n^{-1} (x - s_j)]}{\exp[-x^H \nabla_n^{-1} x]} \right]$$

où J représente le nombre total de motifs dans le réseau dyadique sur D . En faisant l'hypothèse $\nabla_n = Id$, pour un bruit blanc gaussien

$$\Lambda_{GLRT}(x) = \max_{j=1}^J [\max_{s_j} (x^H s + s^H x - s^H s)]$$

Afin d'étudier l'influence du modèle sur les performances du détecteur, nous avons construit les courbes COR suivantes en utilisant le transitoire réel.

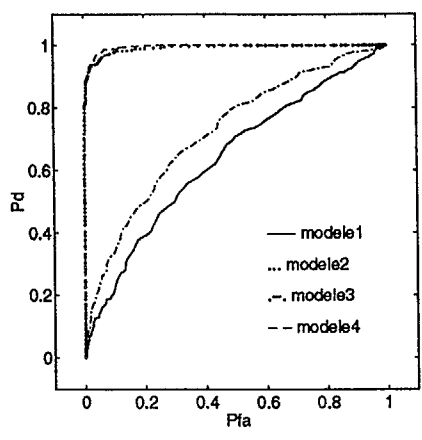


Figure 4: Performances en fonction du modèle à -2 dB

Le premier modèle est constitué d'une ondelette de Morlet présentant un pic de fréquence à 50 Hz. Les deuxième et troisième modèles sont des exponentielles décroissantes de fréquences respectivement 1450 Hz et 600 Hz. Enfin, un quatrième modèle est constitué de la somme pondérée des

trois autres afin d'obtenir trois pics en fréquence d'amplitude identique. Le transitoire présente une énergie importante autour de 1500 Hz et une énergie faible autour de 550 Hz. Ceci explique que le modèle 2 est le plus performant puis le troisième et enfin le premier. On s'aperçoit, en outre, que le modèle 4 présente des performances tout à fait intéressantes. Cela permet de ne pas avoir à choisir un modèle particulier qui serait forcément discriminant.

5. UTILISATION DES COEFFICIENTS DE GABOR POUR LA DÉTECTION DE TRANSITOIRES

B. Friedlander et B. Porat [4] proposent un détecteur basé sur une transformation de Gabor. La représentation de Gabor consiste à projeter le signal sur une fonction analysante $g(t)$ de la façon suivante:

$$s(t) = \sum_{m,n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} g(t - n\alpha) e^{j2\pi m\beta(t-n\alpha)}$$

avec $\alpha > 0$, $\beta > 0$, $\alpha\beta \leq 1$. $C_{m,n}$ sont les coefficients de Gabor. La fonction $g(t)$ utilisée dans cet article n'est pas la fonction de Gabor classique qui semble mal adaptée aux transitoires, signaux en général brefs, oscillants et présentant un front brutal. B. Friedlander et B. Porat lui ont préféré une exponentielle décroissante

$$g(t) = \sqrt{2\lambda} e^{-\lambda t} u(t)$$

où $u(t)$ est la fonction de Heaviside.

L'intérêt de cette représentation réside dans le fait qu'elle est linéaire. Ainsi, les coefficients $C_{m,n}$ d'un signal gaussien sont gaussiens et pour un bruit blanc gaussien, ils sont de moyenne nulle. Lorsque le signal est constitué d'un transitoire noyé dans du bruit additif blanc gaussien, seuls les coefficients représentatifs du transitoire ne sont pas de moyenne nulle. La statistique de détection repose également sur le rapport de vraisemblance généralisé. L'algorithme proposé dans [4] amène à faire des hypothèses sur le moment d'arrivée du transitoire et sa durée. Nous avons donc préféré utiliser l'algorithme de Frisch et Messer. Au lieu d'organiser les coefficients en ondelette du signal et du modèle en motifs de quatre points, nous avons organisé ces coefficients sous forme de vecteurs temporels réunissant toutes les fréquences. Les courbes COR ci-dessous ont été obtenues en faisant varier le paramètre λ de la fonction $g(t)$ afin d'étudier l'influence de λ sur les performances du détecteur.

Il apparaît nettement que pour $\lambda = 1000$, le détecteur est "optimal". Ceci est dû au fait que pour cette valeur, l'enveloppe du transitoire à détecter correspond parfaitement à celle de $g(t)$. Il est évident que pour un transitoire inconnu, il n'est pas possible de trouver un λ optimal et les performances dépendent donc essentiellement de l'enveloppe du transitoire par rapport à $g(t)$.

En outre, le nombre de coefficients $M \times N$ est choisi de façon à concentrer l'énergie sur un coefficient si possible. Choisir M et N trop grands a pour effet de répartir l'énergie du transitoire sur plusieurs coefficients et dégrade les performances de détection.

Enfin, comme pour les ondelettes, nous avons étudié les performances du détecteur en changeant de modèles. Il s'agit des mêmes modèles. Néanmoins, les résultats sont

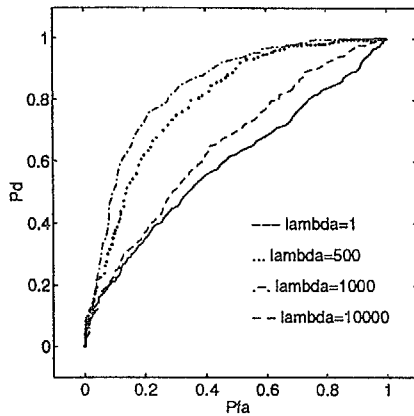


Figure 5: Performances en fonction de λ à -2 dB

différents. En effet, la fonction analysante $g(t)$ est choisie adaptée au modèle et cela ne convient pas forcément au transitoire à détecter. C'est par exemple le cas du deuxième modèle et du transitoire réel qui ne présentent pas la même enveloppe. Les performances de détection sont, dans ce cas, fortement altérées.

6. COMPARAISON DES PERFORMANCES DES DÉTECTEURS

Pour comparer les performances des détecteurs entre eux, nous avons tout d'abord fait varier le rapport signal sur bruit en lui donnant les valeurs 0 dB, -2 dB et -5 dB. Le

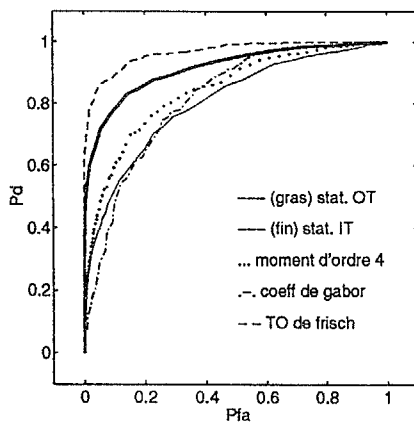


Figure 6: Comparaison des performances des 5 détecteurs à -2 dB.

détecteur utilisant les ondelettes se distingue pour les trois valeurs. Il en est de même pour l'algorithme basé sur la non-stationnarité (OT) qui présente des résultats presque identiques. Le détecteur basé sur la représentation de Gabor donne des résultats passables (figure 6). Néanmoins, il semble être le moins sensible au bruit et plus le rapport signal sur bruit est faible, meilleures sont ses performances par rapport aux autres algorithmes.

En outre, différents transitoires ont été testés. D'une manière générale, les transitoires les plus longs sont les mieux détectés, par toutes les approches. Cependant, le détecteur utilisant les ondelettes réagit peu à la variation de durée du transitoire. La représentation de Gabor, le moment d'ordre 4 et la statistique IT ont tendance à mieux détecter les sig-

naux plutôt symétriques alors que les autres détectent mieux les transitoires présentant un front abrupt. Cela s'explique aisément pour les ondelettes dont une des principales propriétés est de mettre en évidence les discontinuités.

Enfin, nous avons comparé les performances de détection en noyant les différents transitoires dans du bruit de mer réel. On remarque les mêmes tendances que pour le bruit synthétique avec des performances relativement altérées sauf pour le détecteur utilisant la statistique OT. Il est le seul à présenter de meilleurs résultats avec du bruit réel qu'avec du bruit synthétique! La dégradation des performances concernant l'algorithme de non-gaussianité et de calcul du moment d'ordre 4 s'explique aisément. En effet, on remarque qu'un bruit de mer peut être considéré comme gaussien quand on l'examine sur une période d'au moins une seconde [5]. Nous l'étudions sur des durées inférieures à la seconde et il n'est alors ni linéaire ni gaussien. Les transitoires, qui en général possèdent ces non-proprétés, se démarquent alors difficilement du bruit.

7. CONCLUSION

Le détecteur le plus performant est certainement celui utilisant la statistique OT. Il ne dépend d'aucun paramètre lié aux transitoires et présente donc des résultats tout à fait satisfaisants avec n'importe quel transitoire. En outre, il donne de meilleurs résultats avec le bruit de mer réel dont nous disposons. Il a cependant l'inconvénient d'être lourd en temps de calcul, contrairement au détecteur calculant le moment d'ordre 4 de façon adaptative et qui peut être implanté en temps réel. Le détecteur basé sur la représentation en ondelettes présente également de très bonnes performances. Mais il dépend de modèles qui, lorsqu'ils sont peu adaptés au transitoire, conduisent à des performances plus du tout satisfaisantes.

Suivant l'application envisagée, on préférera à une technique de détection "générale", appliquer la technique de Frisch pour détecter une classe de transitoires de façon très performante. Ceci permettra ensuite de classifier les transitoires et d'en extraire les paramètres les caractérisant.

8. RÉFÉRENCES

- [1] E. Sangfelt and L. Persson, Experimental performance of some higher-order cumulant detectors for hydroacoustic transients, IEEE Workshop on HOS, Lake Tahoe, USA, 1993.
- [2] M. J. Hinich, Detecting a transient signal by bispectral analysis, IEEE Trans. on ASSP, vol. 38, pp. 1277-1283, 1990.
- [3] M. Frisch and H. Messer, The use of the wavelet transform in the detection of an unknown transient signal, IEEE Trans. on Information Theory, vol. 38, pp. 892-897, 1992.
- [4] B. Friedlander and B. Porat, Detection of transient signals by the Gabor representation, IEEE Trans. on ASSP, vol. 37, pp. 169-179, 1989.
- [5] P. L. Brockett, M. J. Hinich and G. R. Wilson, Nonlinear and non-Gaussian ocean noise, JASA, vol. 82, pp. 1386-1394, 1987.
- [6] P.O. Amblard and P. Ravier, Experimental performance analysis of an on-line transient detector, IEEE Workshop on HOS, Gerona, Spain, June 1995.