

IDENTIFICATION AUTOMATIQUE DE BRUITS IMPULSIFS SOUS-MARINS

A. LEMER (*), J.M. NICOLAS (*), P. GIANCONE (**)

(*) THOMSON SINTRA ASM, 1 avenue Aristide BRIAND 94117 ARCUEIL CEDEX
(**) ENST, 46 rue BARRAULT 75013 PARIS

RESUME

L'identification des bruits constitue l'un des objectifs les plus importants de l'acoustique sous-marine. Parmi les bruits sous-marins, les signaux de courte durée, que nous appellerons impulsifs, sont souvent liés à des phénomènes inhabituels et intéressants. Ces signaux n'étant pas stationnaires, ils sortent généralement du cadre traditionnel d'application des méthodes de traitement du signal et d'extraction. Nous présentons ici un exemple d'utilisation conjointe de description de bruits impulsifs, par modélisation autorégressive et décomposition en ondelettes à support compact, et d'extraction de paramètres classifiants, par un réseau neuromimétique. Cette démarche est appliquée à un problème d'identification automatique de bruits impulsifs d'origine biologique ("clics" élémentaires de 5 à 30 millisecondes isolés de leur contexte). Les taux de classification dichotomique entre bruits de crevette claqueuse, de marsouin, de langouste et d'éléphant de mer vont de 84% à 100% sur une base de généralisation composée d'impulsions n'ayant pas servi lors de la phase d'apprentissage.

Mots clés : classification, bruits impulsifs, ondelettes, réseaux neuromimétiques.

SUMMARY

Sound identification is one of the major goals of underwater acoustics. Amongst underwater sounds, signals of short duration, that we will name transients sounds, are often linked with unusual and interesting events. As these signals are nonstationary, they are usually out of the traditional application frame of signal processing and feature extraction techniques. We present here an example of joint use of transient noises description, with autoregressive modelling and compactly supported wavelets, and significant features extraction with neural nets. This is applied to the identification of biological transient noises (context free "clicks" ranging from 5 to 30 milliseconds). Correct classification rates between noises from snapping shrimp, porpoise, lobster and sea elephant range from 84% to 100% on a generalization data base containing clicks not used in the learning phase.

Keywords : classification, transient sounds, wavelets, neural networks.



1/ Introduction

L'identification automatique des bruits constitue l'un des objectifs les plus importants de l'acoustique sous-marine. Parmi les bruits sous-marins, les signaux de courte durée, que nous appellerons bruits impulsifs, occupent une place particulière. Ils traduisent en effet une discontinuité dans le processus de création du bruit ambiant souvent associée à des phénomènes inhabituels et intéressants. Ces signaux n'étant pas stationnaires, ils sortent généralement du cadre traditionnel d'application des méthodes de traitement du signal et d'extraction.

Nous présentons dans cet article un exemple d'utilisation conjointe de description de bruits impulsifs (par des techniques de traitement du signal et de modélisation) et d'extraction de paramètres (par réseau neuromimétique) en vue d'une identification automatique de la nature de ces bruits. La démarche suivie est essentiellement pragmatique et ne prétend pas apporter d'éléments nouveaux sur la connaissance des processus non stationnaires. Il s'agit plutôt d'un travail exploratoire sur l'intérêt d'un couplage entre traitement du signal et réseaux neuromimétiques dans la résolution rapide de tâches de classification.

2/ Description des signaux :

Les signaux retenus sont des signaux d'acoustique sous-marine d'origine naturelle. Parmi ces signaux, on distingue :

- les bruits d'origine hydrodynamique (vagues, estuaires, ...),
- les bruits de précipitations (pluie, vent, ...),
- les bruits géologiques (séismes, ...),
- les bruits biologiques,
- ...

Dans le cadre de cette expérimentation, nous avons décidé de nous attacher à l'identification de signaux très courts d'origine biologique. Ce choix était dicté par la base de signaux disponible. Nous avons retenu les sons créés par quatre familles d'animaux émettant des bruits impulsifs.

- les crevettes claqueuses : bien connues en acoustique sous-marine, elles se manifestent par l'émission de claquements secs, généralement non rythmés, de hauteur très variée. Le claquement élémentaire dure entre 10 et 20 millisecondes. On présente en figure 1 des claquements de crevettes en milieu non bruité.

- les marsouins : ces mammifères émettent des trains d'impulsions élémentaires ayant une fonction d'écholocation de cibles. On peut d'ailleurs distinguer deux types d'émission correspondant à des phases de veille et d'attaque. Les signaux présentés ici sont constitués de successions de clics élémentaires d'une durée de 15 à 20 millisecondes émis avec une récurrence d'environ 40 millisecondes. On représente en figure 2 un signal émis par un marsouin.

- les langoustes : le bruit produit par une langouste est constitué de rafales d'impulsions élémentaires de 3 à 5 millisecondes émises toutes les 10 millisecondes. Un bruit de langouste est présenté en figure 3.

- les éléphants de mer : les bruits produits par les éléphants de mer contiennent des impulsions de 20 à 30 millisecondes émises avec une récurrence d'environ 50 millisecondes. On présente un signal d'éléphant de mer en figure 4.

Les signaux sélectionnés proviennent d'enregistrements en mer et en bassin. Pour cet expérimentation, nous avons sélectionné des enregistrements types représentant :

- plusieurs configurations de capteurs : hydrophones étalons, hydrophones de bouées, sonars,
- plusieurs niveaux de bruit ambiant,
- des individus isolés ou en groupe, ...

A titre d'exemple, on présente en figure 5 un bruit de nombreuses crevettes enregistré en milieu bruité.

3/ Numérisation et détection des signaux :

Les signaux ainsi retenus ont été numérisés en 11 bits+signe à une fréquence d'échantillonnage de 20 KHz, après filtrage passe bas ($F_c = 8$ KHz). Les fichiers résultants ont fait l'objet d'une restitution audiophonique afin de vérifier l'absence de dégradation dans l'identification audio des différents bruits.

La détection des clics élémentaires est

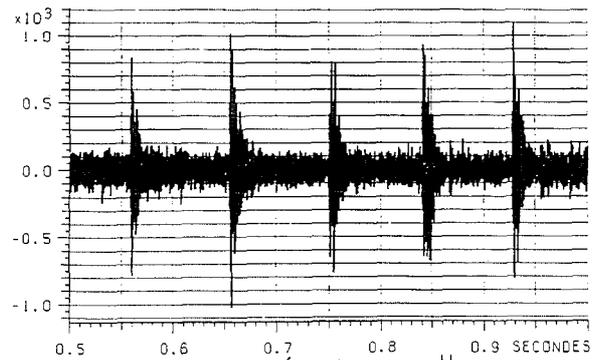


fig 1 crevette

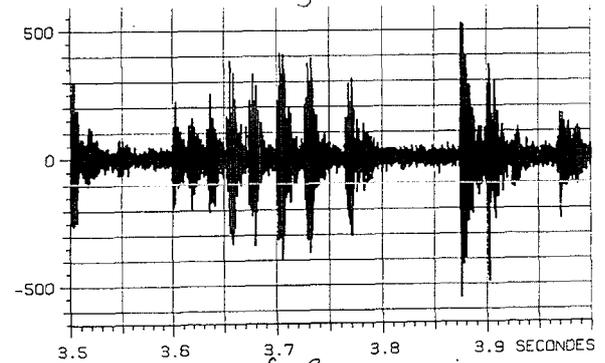


fig 2 marsouin

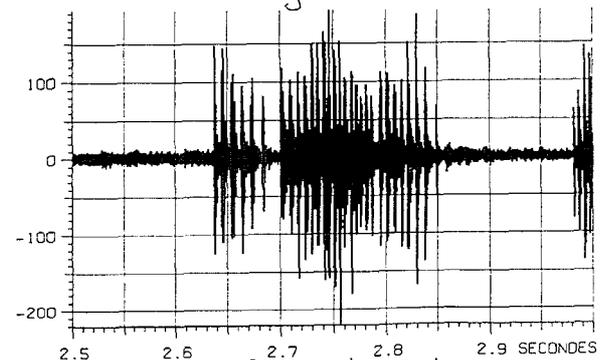


fig 3 langouste

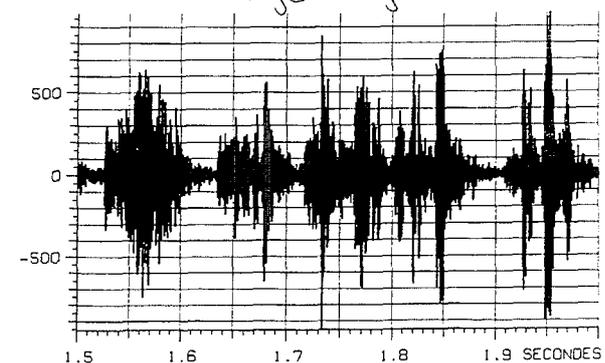


fig 4 éléphant de mer

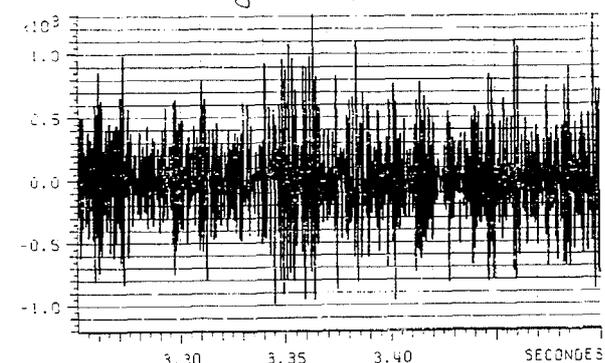


fig 5 nombreuses crevettes + bruit



effectuée par contraste temporel entre la puissance du signal estimée sur un temps court et sur un temps long. Les séquences temporelles ainsi isolées comportent de 50 à 300 échantillons. On sélectionne ainsi 570 impulsions isolées de leur contexte qui constitueront la base de données dans ce problème d'identification.

4/ Traitements de description des signaux.

- Les clics retenus ont été analysés au travers d'un ensemble de méthodes traditionnelles de traitement de signal.
- transformation de Fourier globale,
 - transformation de Fourier à court terme,
 - transformation de Wigner-Ville,
 - analyse multi-impulsionnelle,
 - modélisation autorégressive,
 - analyse en ondelettes à support compact.

L'analyse de Fourier globale n'ayant pas permis de séparer les classes de bruits, nous avons choisi de décrire les clics élémentaires par les méthodes présentant le meilleur compromis complexité de représentation/performances. Nous avons donc retenu la modélisation autorégressive et l'analyse en ondelettes à support compact.

4.1 Analyse autorégressive

La modélisation autorégressive consiste à identifier le signal à analyser comme étant la sortie d'un filtre autorégressif excité par un bruit blanc gaussien. Chaque échantillon du signal pouvant être prédit par une combinaison linéaire des échantillons précédents, on peut décrire le modèle par une structure en échelle où le calcul des paramètres A_i s'effectue par minimisation de l'erreur quadratique moyenne de prédiction. Ces coefficients dépendent de l'ordre p du modèle.

$$e^2(\tau) = \sum_{k=0}^{\tau} (y(k) - \hat{y}(k))^2 \quad \text{avec} \quad \hat{y}(k) = \sum_{i=1}^p A_i y(k-i)$$

Les coefficients A_i (appelés coefficients prédicteurs) constituent une des nombreuses familles de paramètres décrivant le modèle autorégressif estimé. Il est possible de définir une réalisation équivalente en treillis décrite par la famille des parcours K_i qui ne dépendent pas de l'ordre choisi pour le modèle. L'algorithme de calcul des coefficients prédicteurs et des parcours est celui proposé par MOREF et al [1] et repose sur une méthode de covariance. Chaque famille de coefficients est estimée sur 20 fenêtres temporelles se recoupant par moitié. Bien que cette description adaptative ait été mise en oeuvre pour tenir compte des évolutions fines du signal, nous avons constaté que, sur nos signaux, la valeur moyenne de chaque parcour et de chaque coefficient prédicteur sur l'ensemble des fenêtres temporelles suffisait à décrire le signal au regard de la classification souhaitée.

4.2 Ondelettes à support compact

La transformation par ondelettes est un outil récemment développé par plusieurs mathématiciens et chercheurs (DAUBECHIES, GROSSMAN, LEMARIE, MEYER, MORLET, ...) et dont les applications sont en cours d'évaluation. C'est une décomposition sur une base orthonormée de signaux à moyenne nulle appelés ondelettes et construits à partir d'une "ondelette analysante" par translation en temps, d'une part, et par contraction-dilatation dans le temps d'autre part. Si on appelle $\Psi_{a,b}$ une des ondelettes de la base, et Ψ l'ondelette analysante, on a :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

a étant un coefficient de dilatation
 b étant un coefficient de translation

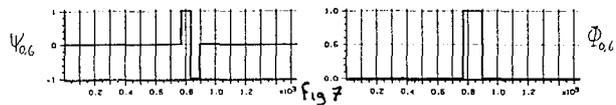
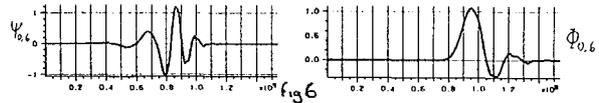
Nous avons choisi d'utiliser ici un jeu d'ondelettes à support compact définies par I.DAUBECHIES [2]. Dans ce cas, le facteur de compression-dilatation est une puissance de 2 : $a=2^m$ avec $m \in [0, M_{max}]$, ainsi que le facteur de translation $b=n.2^m$. On complète alors la base par une fonction "échelle" $\Phi_{m,n}$, à moyenne non nulle (on notera que la théorie des ondelettes s'apparente à celle des filtres quadratiques miroirs).

L'algorithme de S.MALLAT [3] permet une implantation rapide et simple de cette décomposition. Il suffit de convoluer le signal d'origine $s(t)$ par l'ondelette $\Psi_{0,n}$, ce qui, après décimation, donne le "signal de détail", et par

l'échelle $\Phi_{0,n}$, ce qui, après décimation, donne le "signal fluu". On réitère alors M_{max} fois ce processus sur le "signal fluu". Intuitivement, la décomposition en ondelettes effectue une opération inverse d'un "zoom", permettant l'analyse de détails du signal de plus en plus grossiers.

C'est ce principe qui nous a incités à choisir la décomposition en ondelettes à support compact pour décrire nos signaux impulsifs. Pour cela, nous avons choisi un facteur de compression maximal de $M_{max}=5$, et, pour chaque valeur de m , calculé 2 coefficients énergétiques E_{m1} et E_{m2} . E_{m1} représente l'énergie du "signal fluu" et E_{m2} l'énergie du "signal de détail". L'ondelette choisie est de régularité 5 (i.e. ses 5 premiers moments sont nuls).

Sur la figure 6, nous montrons l'ondelette $\Psi_{0,6}$ de régularité 5, ainsi que l'échelle $\Phi_{0,6}$. La figure 7 illustre à la même échelle l'ondelette $\Psi_{0,6}$ de régularité 1 et l'échelle $\Phi_{0,6}$ correspondante (dans ce cas la transformation en ondelettes n'est autre qu'une transformation de HAAR).

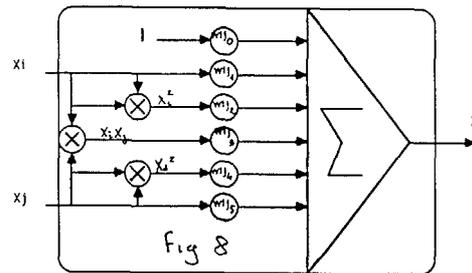


5/ Le réseau ALN (Adaptive Linear Network)

Le réseau ALN est un système d'extraction empirique d'une combinaison polynomiale classifiante de variables descriptives d'un phénomène. Cette approche l'assimile aux réseaux neuromimétiques dont l'utilisation est de plus en plus répandue, par exemple dans des problèmes de reconnaissance de forme en ASM [4].

L'A.L.N. est un réseau développé dans les années 1970 [5] et utilisé dans de nombreux exemples de contrôle non destructif et d'identification automatique (fissures dans des soudures, fuites de gaz, ...). Ce réseau peut être vu comme une extension du MADALINE de B.WIDROW et fait appel à une non-linéarité polynomiale. Le réseau est composé de cellules structurées en couches. Chaque cellule d'une couche est connectée à un sous-ensemble des cellules de la couche précédente (en pratique de 2 à 5).

On présente en figure 8 une cellule élémentaire à deux entrées.



L'ajustement des coefficients de chaque cellule d'une couche s'effectue lors d'une phase d'apprentissage supervisé sur un ensemble d'exemples représentatifs du problème à résoudre (base d'apprentissage). Cet apprentissage est contrôlé par une vérification sur l'aptitude du réseau à généraliser sur un deuxième ensemble d'exemples (base d'évaluation). On procède à une minimisation de l'erreur quadratique globale entre le signal de sortie de chaque cellule et une fonction cible de classification (+1=classe1, -1=classe2). Ce calcul est très rapide car il revient, dans le cas à deux entrées, à résoudre $P*(P-1)/2$ systèmes linéaires d'ordre 6 (si P est le nombre de cellules de la couche précédente). On ne retient alors que les P (arbitraire) combinaisons à erreur quadratique minimale sur la base d'évaluation pour constituer les paramètres de la couche suivante. On itère alors le procédé jusqu'au moment où l'erreur quadratique recommence à croître sur la base d'évaluation (coude de surajustement /overfitting). Cette notion de coude de



surajustement est à rapprocher de l'ordre optimal en modélisation autorégressive.

Il est à remarquer que le résultat final n'est pas la meilleure approximation polynomiale de degré 2** (nombre de couches) ce qui conduirait inévitablement au surajustement.

6/ Présentation des résultats :

Chaque clic élémentaire peut être décrit par 32 paramètres :

- 9 coefficients prédicteurs moyens provenant d'une modélisation autorégressive à fenêtre glissante d'ordre 9.
- 9 parcours moyens provenant d'une modélisation autorégressive à fenêtre glissante d'ordre 9,
- 10 énergies des coefficients d'échelle et d'ondelette provenant d'une décomposition de profondeur 5,
- 4 coefficients correspondant à un histogramme grossier de l'énergie des coefficients d'ondelette au premier niveau de décomposition (pas de 3dB).

La détermination du nombre de couches du réseau ALN est effectuée de façon expérimentale par observation du coude de surajustement sur plusieurs partitionnements (apprentissage/test). Pour ce problème, les meilleures généralisations sont obtenues à l'aide d'une seule couche cachée.

Les performances sont calculées sur la base de généralisation, i.e. sur des individus qui n'ont pas servi lors de l'apprentissage.

Notation :

Nap : nombre d'individus utilisés pour l'apprentissage

Nre : nombre d'individus utilisés pour la reconnaissance (base de généralisation).

%re : performances sur la base de généralisation.

6.1 Résultats obtenus à l'aide de l'ensemble des paramètres extraits (32) :

	Crevette	Marsouin
Nap	46	41
Nre	197	149
%re	94%	93%
	Crevette	Langouste
Nap	46	13
Nre	197	62
%re	91%	84%
	Crevette	Elephant de Mer
Nap	46	11
Nre	197	57
%re	97%	100%
	Marsouin	Langouste
Npa	16	13
Nre	174	62
%re	95%	100%
	Marsouin	Eléphant de Mer
Nap	16	11
Nre	174	57
%re	97%	100%
	Langouste	Eléphant de Mer
Nap	13	11
Nre	62	57
%re	95%	100%

On constate sur ces résultats que l'ensemble <description par 32 paramètres + extraction par réseau ALN> permet d'effectuer une très bonne identification à partir d'un apprentissage limité (environ un quart des signaux disponibles).

6.2 Essais complémentaires :

6.2.1 Complémentarité des descriptions par modèle autorégressif et par décomposition en ondelettes.

Dans les résultats présentés ci-dessus, l'examen de la structure du réseau fait apparaître un couplage quadratique entre parcours et coefficients d'énergie en échelle/ondelette. Bien que n'ayant pas d'explication pour ce phénomène, deux essais pratiqués sur la classification crevette/marsouin à l'aide des seuls coefficients prédictifs et parcours, ou des seuls coefficients énergétiques d'ondelettes ne fournissent que 85% de

reconnaitances correctes en généralisation.

On constate également que les coefficients prédicteurs ne sont que rarement utilisés.

6.2.2. Influence des capteurs :

Des essais ont été menés pour vérifier que le système ne reconnaissait pas le capteur plutôt que le phénomène à identifier. Un apprentissage effectué sur des crevettes/bouée et des marsouins/sonar donne de très bons résultats en reconnaissance crevettes/sonar et marsouins/bouée (90%).

7/ Conclusion

On a présenté, dans le cas de l'identification automatique de bruits impulsifs biologiques, une méthode de classification basée sur deux descriptions simples des signaux et une technique d'extraction reposant sur les méthodes neuromimétiques. Compte tenu du caractère limité et expérimental des essais effectués, il convient de se montrer prudent dans les conclusions et, en particulier, sur l'extrapolation à d'autres problèmes d'identification de bruits impulsifs. On peut cependant souligner l'extrême simplicité de mise en oeuvre de ce système au regard de ses performances. Une transposition directe à un problème de classification de bruits impulsifs aériens "multilocuteurs" (claquements de mains, de langue et de doigts) a conduit à des taux de réussite comparables, sans modification de l'algorithme. Cependant, une autre application sur les sons /b/ /p/ /t/ et /d/ a montré les limites d'une description trop simple et a conduit à l'utilisation de techniques plus complexes tant en description du signal (ondelettes arborescentes, modèles autorégressifs évolutifs, transformation de Wigner-Ville) qu'en réseaux neuromimétiques (utilisation du perceptron multicouches avec apprentissage par Widrow-Hoff et calcul du gradient par rétropropagation). Dans ce cas, la diminution de la simplicité de mise en oeuvre est compensée par l'augmentation des performances (On présente à ce colloque un exemple de cette approche en classification cible/non cible par sonar actif[6]).

Remerciements : Les auteurs remercient Mrs G.BAELDE et JC DELVIGNE pour le travail qu'ils ont effectué sur ce sujet au cours de leur stage ENST sous la direction de Mr CHAIGNE.

Références :

- [1] M.MORF, B.DICKINSON, T.KAILATH, A.VIEIRA : "Efficient Solution of Covariance Equations for Linear Prediction" IEEE Trans. on ASSP Vol ASSP 25 N°5 Oct 1977
- [2] I.DAUBECHIES "Orthogonal bases of supported Wavelets" AT&T BELL Labs : Preprint
- [3] S.MALLAT "A Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation" University of Pennsylvania Philadelphia : preprint
- [4] M. de BOLLIVIER, A.LEMER, J.TANGUY "Reconnaissance de bruits acoustiques sous-marins par réseaux multicouches" Proc. Neuro Nimes 1988
- [5] R.L. BARRON "Learning Networks Improve Computer-Aided Prediction and control" Computer Design/ August 1975 pp 65-70
- [6] Y.AMMIRATI, D.NEVEU "classification de signaux sonar en mode actif" Grets 1989