

DISCRIMINATION D'ÉCHOS EN SONAR ACTIF BASSE FREQUENCE

J-M ALLOUCHE*, J-L COLLÉ**

*SEMA GROUP Parc Tertiaire Valgora 83360 La Valette, France

**Centre d'Etudes et de Recherche en Détection Sous-Marine (CERDSM) 83140 Six-Fours les plages, France

RÉSUMÉ

L'utilisation de basses fréquences en sonar actif permet d'augmenter notablement les portées de détection. En contre-partie, la récurrence des émissions est plus faible et les techniques de trajectographie réduisent difficilement la fausse alarme. D'où le concept du sonar monocoup, dans lequel il est impératif d'exploiter au maximum l'image de détection pour diminuer le taux de fausses alarmes, tout en conservant une probabilité de détection élevée.

Ainsi l'introduction, dans la chaîne de réception du sonar, d'un module de discrimination permettant de séparer les événements détectés en deux classes (cible et fausse alarme) devient souhaitable.

Dans cet article, nous présentons, puis évaluons une méthode performante de discrimination d'échos, qui se décompose en trois étapes :

- la recherche de grandeurs pertinentes qui permettront une bonne discrimination : ces grandeurs sont estimées à l'aide de paramètres de forme et d'énergie appliqués aux échos présents sur l'image de détection dans le plan Gisement/Distance. Seuls des paramètres indépendants et présentant un caractère géométrique stable sont retenus pour former le "vecteur-attribut" pertinent qui décrira l'écho.

- une étape d'extraction de ces grandeurs caractérisant les événements.

- une étape de discrimination utilisant un réseau de neurones multi-couches.

Un ensemble de signaux réels, prélevés dans une base de données, permet d'évaluer les performances en apprentissage puis en généralisation de la méthode.

ABSTRACT

Low Frequency Activation Systems strongly increase target detection ranges. The price is a lower repetition rate, which increases the difficulty to analyse the target behaviour. Then it is necessary to minimize the false alarm rate, while maintaining a high probability of detection .

Thus, the addition in the receiver chain of a discriminating step is desirable, in order to separate the detected events into two classes. The first one is composed by the events originated mainly from reverberation and the second one by those from targets.

In this paper, we are presenting and testing an efficient method for echo discrimination, which is based on three steps :

- a preliminary one which selects a set of pertinent features from the shape (through a contour following technique) and the energy of the echo, in the azimuth/distance plane. They are used to create the vector that will describe the echo.

- the second one consists in extracting the features from two populations : targets and reverberation.

- the discrimination itself, which uses a neural network with the back-propagation algorithm.

A set of real signals, taken in a database (including both real and false echoes in Atlantic Ocean and Mediterranean Sea conditions), is run to evaluate the performances of the method in the learning and generalization steps.



1. POSITION DU PROBLEME

La discrimination d'échos en sonar actif basse fréquence constitue un objectif important de l'acoustique sous-marine militaire. Encore effectuée par des opérateurs, cette "classification" permettant de discerner un écho parasite (réverbéré de fond, de surface ou autre ...) d'un écho de cible tend de plus en plus à s'automatiser.

De manière générale, on peut décomposer le problème en trois étapes. La première consiste à rechercher un vecteur d'attributs pertinent représentatif de l'écho, c'est l'étape préliminaire faite une fois pour toute. La deuxième étape intègre dans le traitement sonar l'extraction des vecteurs d'attributs. La troisième étape constitue la discrimination proprement dite, qui utilise les paramètres extraits précédemment.

On trouve dans la littérature différentes approches pour l'étape d'extraction :

- une approche par modélisation de la fonction de transfert de la cible [Amm89] (reproduction des mécanismes physiques de diffusion par la cible du signal émis : notion de points brillants),
- l'extraction d'informations de nature audiophonique [Amm89],
- l'extraction d'informations juste après formation de voies [Col93] (analyse temps/fréquence de l'écho : squelettisation de la loi de modulation établie sur la base de la transformée en ondelette),
- l'extraction d'informations reposant uniquement sur la forme des échos après traitement cohérent et normalisation [Gos90].

L'étape de discrimination peut être réalisée soit par des techniques statistiques de reconnaissance de formes, soit par des réseaux neuromimétiques [Kur91].

L'objectif de cet article est de montrer l'intérêt d'une approche couplant un traitement d'images et l'utilisation de réseaux neuronaux.

Après avoir rappelé les traitements préalables effectués sur les signaux reçus, nous décrirons en détail le processus de discrimination proposé, puis nous analyserons les performances obtenues sur signaux réels prélevés en Méditerranée et en Atlantique .

2. TRAITEMENTS PRELIMINAIRES

Le synoptique général de la chaîne de réception du sonar est donné par la figure 1.

Le signal reçu sur l'antenne linéaire remorquée subit différentes transformations :

- 1 - la première opération réalisée sur chaque hydrophone est une démodulation complexe permettant de ramener le signal utile en bande de base, pour réduire le volume de données.

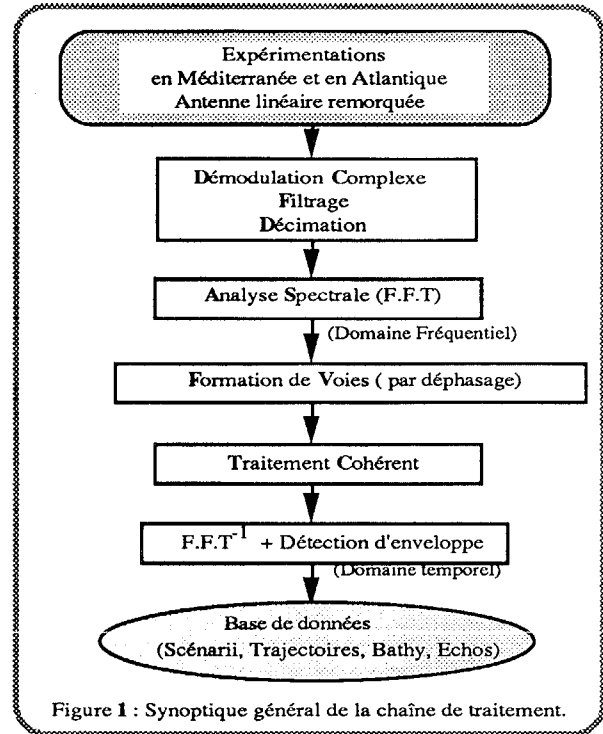


Figure 1 : Synoptique général de la chaîne de traitement.

2 - puis, on effectue une Transformée de Fourier Rapide, suivie d'une formation de voies par déphasage.

3 - pour chaque voie ainsi formée, on réalise en permanence l'opération de filtrage adapté par intercorrélation de la copie du signal émis avec le signal reçu (simple produit dans le domaine fréquentiel).

4 - on repasse ensuite dans le domaine temporel par Transformée de Fourier Inverse, pour finir par une détection d'enveloppe.

A l'issue de ces traitements, les vrais et faux échos détectés alimentent une base de données. Chaque détection y est représentée par un morceau d'image Gisement/Temps de 1 seconde de signal sur 9 voies (cf. Figure 2). Le pic de détection est positionné au centre de l'image.

Dans cette base de données, nous prélèverons un large éventail d'échos pour réaliser notre analyse de performances.

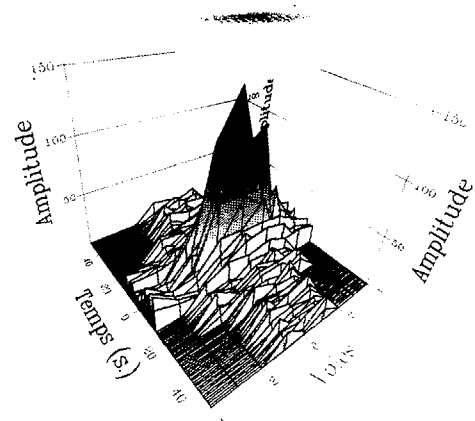


Figure 2 :

Représentation Gisement/Temps d'un écho

3. DESCRIPTION DE LA METHODE

3.1. Conception générale

La figure 3 donne le synoptique général de la méthode de discrimination proposée.

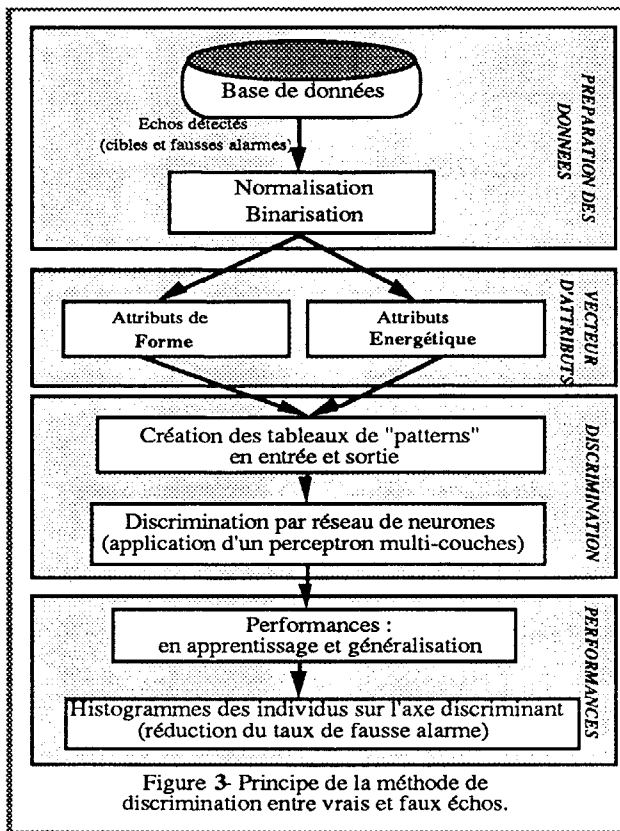


Figure 3- Principe de la méthode de discrimination entre vrais et faux échos.

Elle peut se décomposer suivant quatre modules :

1 - *Préparation des données* : le point de prélèvement de l'information se situe en aval de la chaîne de traitement, après traitement cohérent et détection d'enveloppe. C'est en effet à ce niveau que sont prélevées et stockées les données de la base. Les étapes (indissociables) de normalisation puis de binarisation par application d'un seuil donnant une probabilité de détection élevée, permettent d'extraire l'écho du bruit de fond (cf. figure 4).

2 - *Recherche d'un vecteur d'attributs* : les composantes du vecteur sont issues soit de paramètres caractérisant la forme de l'évènement détecté, extraits à l'aide d'une méthode de suivi de contour (méthode de Freeman), soit de paramètres liés à l'énergie de l'écho. Seules les grandeurs les moins corrélées et présentant un caractère géométrique stable sont retenues pour former le "pattern" représentatif de la cible.

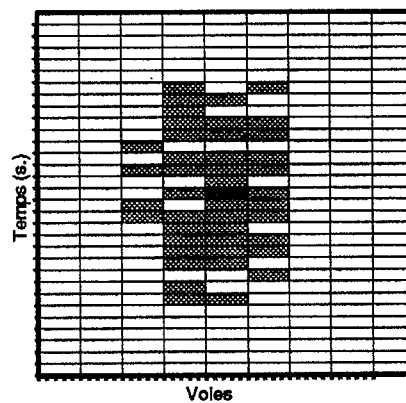
3 - *Discrimination* : ce module est composé d'un réseau de neurones multi-couches, avec apprentissage supervisé, utilisant l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

4 - *Performances* : à partir d'un ensemble conséquent de signaux réels, on évalue les performances de la méthode en apprentissage, puis en généralisation. La projection des individus sur un axe

discriminant permet d'apprécier l'efficacité de la méthode en terme de réduction du taux de fausse alarme, pour une probabilité de détection imposée.

3.2. Description du vecteur d'attributs

Après l'étape de binarisation de l'image Gisement/Temps, on évalue les paramètres de formes à partir de l'analyse du contour de l'écho. L'algorithme de Freeman (cf. figure 4) fournit directement la Surface (S), le Périmètre (P), ainsi que le code (C_j) des directions relatives du contour. A partir de ces données, l'ensemble des attributs de formes sont déduits de la manière suivante :



$$\text{Compacité} = \frac{S}{4\pi P^2}$$

$$\text{Densité} = \frac{S}{\text{Nombre d'échantillons à 1}}$$

Nv = Extension en voies

Figure 4 : Extraction après normalisation application d'un seuil de binarisation

Après l'étape de normalisation, suivie d'une intégration sur plusieurs échantillons de signal temporel (cf. figure 5), on calcule les pentes montantes (P₁) et descendantes (P₂). Ces deux paramètres représentent les attributs énergétiques de l'écho.

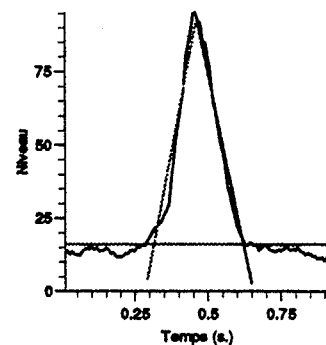


Figure 5 : Extraction des pentes sur la figure temporelle.

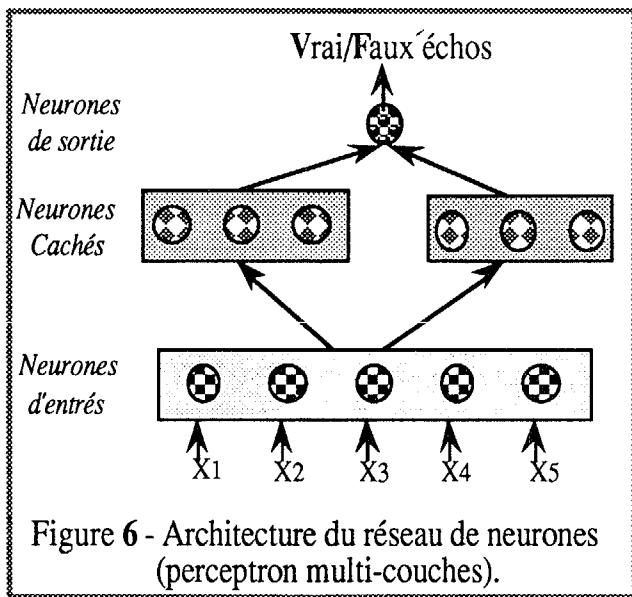
L'ensemble de ces paramètres (une fois normalisés entre 0 et 1) forme le vecteur d'attributs représentatif de l'écho qui est alors présenté à l'entrée d'un réseau de neurones. Ces paramètres sont relativement indépendants deux à deux, et ont un caractère géométrique stable (invariance en similitude affine).



3.3. Architecture du réseau de neurone

Pour la discrimination proprement dite, un perceptron à trois couches, utilisant l'algorithme d'apprentissage supervisé, est employé. Le principe de cet algorithme est basé sur une minimisation itérative d'une erreur quadratique par une méthode de "descente de gradient" de la couche de sortie vers celle d'entrée.

La configuration "optimale" du réseau, permettant d'atteindre une probabilité de bonne classification maximale, est obtenue en recherchant, dans un premier temps, le nombre de couches cachées. Puis, dans un deuxième temps, en dénombrant le nombre de neurones à associer à chacune de ces couches. Le réseau finalement retenu est composé de trois couches (cf figure 6).



4. ANALYSE DES PERFORMANCES

Le tableau suivant récapitule les différents résultats en pourcentage de bon classement à la fois en apprentissage et en généralisation, le tout sur un ensemble de 200 signaux réels (vrais et faux échos) pour chacune des zones.

Echos en :	Apprentissage	Généralisation
Méditerranée	90 %	86 %
Atlantique	87 %	81 %

L'histogramme des projections des différents individus des deux populations (cf. figure 7a et 7b) sur un axe de discrimination nous indique le pourcentage de réduction du taux de fausse alarme obtenu par la méthode ainsi que la probabilité de détection qui en découle. A noter que, pour conserver une probabilité de détection proche de l'unité, il suffit de déplacer le seuil de décision qui permet d'affecter un écho à l'une des deux classes. Ceci conduit bien évidemment à une diminution plus faible de la fausse alarme.

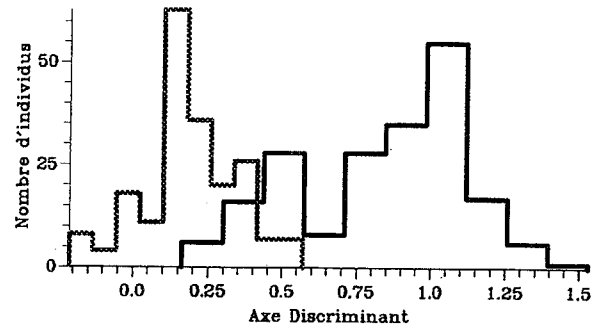


Figure 7a : Histogramme des projections des vrais et faux échos en Méditerranée sur un axe discriminant.

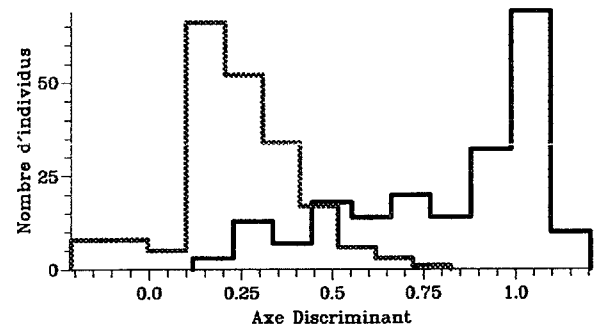


Figure 7b : Histogramme des projections des vrais et faux échos en Atlantique sur un axe discriminant.

5. CONCLUSION

L'évaluation des performances sur signaux réels souligne l'intérêt d'une telle méthode de discrimination en sonar actif basse fréquence.

Outre l'efficacité constatée, il est bon de noter le caractère directement opérationnel de la méthode : facilité d'implémentation (on se place en sortie de normalisation, et faible coût de calcul (les poids synaptiques du réseau de neurones pouvant être pré-calculés).

Une suite logique de cette étude serait d'analyser les performances de la méthode sur des signaux dans d'autres gammes de fréquence. On peut aussi envisager d'améliorer l'étape d'extraction en combinant des attributs pertinents de l'écho avant et après le filtrage adapté, ceci se faisant au détriment de la charge de calcul.

Références :

[Col93] J-L. Colle, T. Lecomte, S. Mensah, C. Zenou; "Low frequency activation, false alarm reduction"; Undersea Defence Technology, U.D.T, 15-17 Juin 1993.
 [Kur91] S. Kumar, R. Rajagola; "Targets classification in passive sonar using neural network"; GRETI, Juan-les-pins, 16 au 20 sep.1991.
 [Gos90] J. Gost, L. Deuser; "Impact of feature Vector Selection on static classification of Acoustic Transient Signals"; NOSC San diego, CA., 29 Aout 1990.
 [Amm89] Y.Ammirati, D. Neveu; "Classification de signaux sonar en mode actif"; 12^{ème} Colloque GRETI Juan-les-pins, 12-16 juin 1989.