

CLASSIFICATION DE SIGNAUX SONAR EN MODE ACTIF
SONAR ECHOS CLASSIFICATION

Y. AMMIRATI et D. NEVEU

THOMSON SINTRA A.S.M 1, Avenue Aristide Briand 94117 ARCUEIL Cédex

RÉSUMÉ

La classification d'échos de type sonar peut revêtir deux aspects :
- la détermination d'éléments géométriques susceptibles de décrire une cible. Celle-ci repose sur un modèle de points brillants et s'effectue soit par des méthodes classiquement utilisées en sonar actif, soit par des méthodes "haute résolution" utilisées en analyse spectrale (modélisation AR) ou en traitement d'antenne (Goniomètre, TAM).
- le classement des échos reçus, soit à l'aide de méthodes d'analyse linéaires, soit à l'aide de méthodes non linéaires ressortant de l'approche neuronique.

SUMMARY

Sonar echos classification can be two folded :
- determination of geometric characteristics of a target. This is based on a discrete scatterers modelization and is carried out either with methods classically used in active sonar, or with "high resolution" methods used in spectral analysis (AR model) or in array processing ("Goniometre", TAM).
- received echos discrimination, either with linear analysis methods, or with non linear methods issued from neural networks approach.

1 Introduction :

Envisagée essentiellement, jusqu'à présent, en sonar passif à partir du bruit rayonné par les bâtiments, la fonction CLASSIFICATION reste la pierre d'achoppement du sonar actif.

Les deux problèmes sont cependant analogues et des outils communs peuvent être mis en oeuvre.

La Classification en mode actif peut-être envisagée sous deux angles :

- d'une part, on s'attache à déterminer des caractéristiques géométriques d'une cible à partir de l'écho qu'elle rétrodiffuse,
- d'autre part, on cherche à discriminer 2 familles de cibles.

La première partie de cet article recense et compare des méthodes employées à partir d'un modèle de représentation d'une cible étendue : le modèle des points brillants.

La deuxième partie décrit des méthodes statistiques employées à des fins de classement. Ce sont, soit des méthodes "classiques" de type linéaire, soit des méthodes employant des réseaux neuroniques.

2 Méthodes reposant sur le modèle des points brillants

2.1 Modèle [1] [2] [3]

Le modèle des points brillants est couramment retenu pour décrire une cible sonar (ou radar) étendue. Il consiste à décomposer la cible insonifiée par une onde plane en un nombre fini de ses points (ceux

pour lesquels le chemin acoustique à partir de la source est un extremum). La cible est alors caractérisée par sa réponse impulsionnelle $h(t)$, qui est le signal rétrodiffusé lorsque l'émission est un Dirac.

$$h(t) = \sum_{m=1}^{m=p} A_m \delta(t - \tau_m) \quad (\text{figure 1})$$

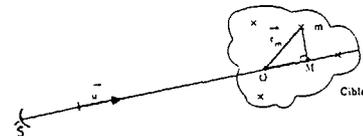


Fig 1 : modèle des points brillants

- τ_m est le retard propre du signal rétrodiffusé par le m -ième point brillant (considéré à partir d'une origine arbitraire).

- A_m est le coefficient (complexe) de rétrodiffusion

Ce modèle repose sur l'approximation de la phase stationnaire, ce qui suppose que :

- la surface est régulière à l'échelle de la longueur d'onde λ entre les points brillants,

- les distances intra-points brillants sont grandes devant λ .

Ceci se traduit, dans le cas d'une émission autour de la fréquence centrale f_0 et de largeur B par la condition :

$$c/(f_0 - B/2) < d_{min}$$

* Etude financée par le G.E.R.D.S.M., Le Brusac (France)
Work supported by G.E.R.D.S.M., Le Brusac (France)

avec $c=1500$ m/s
 d_{min} distance minimale intra-points brillants



2.2 Méthodes "de cohérence"

La méthode de base pour décrire une cible est le traitement cohérent qui est utilisé presque systématiquement, à des fins de détection, en sonar actif. Rappelons qu'elle consiste à opérer une corrélation entre l'écho reçu et une copie de l'émission. Cette méthode donne des résultats qui sont souvent suffisants. Cependant sa limitation est sa résolution qui, lorsque la bande d'émission est B, vaut $1/B$.

2.3 Méthodes "haute résolution"

Ces méthodes sont basées sur une modélisation du gain complexe de la cible $H(f) = TF(h(t))$; $H(f) = S(f)/E(f)$ avec :

- $S(f)$ Transformée de Fourier de l'écho
- $H(f)$ TF de l'émission

Les méthodes présentées ici sont issues de l'Analyse Spectrale (AR) ou du traitement d'antenne (Goniomètre, TAM).

2.3.1 formulation du gain complexe [1] [2] [3]

$$H(f) = \sum_{m=1}^{m=p} A_m \exp(-2\pi j f \tau_m)$$

Les coefficients A_m seront supposés constants dans la bande de travail, ce qui se justifie si la largeur d'émission est faible devant la fréquence centrale. $H(f)$ considéré en tant que signal s'écrit alors comme une somme de p sinusoides, sa modélisation se prête donc bien à l'emploi des méthodes "HR".

Dans ce qui suit, H_n est le signal $H(f)$ échantillonné dans la bande d'émission sur N fréquences f_1, \dots, f_N (le pas fréquentiel est Δf).

2.3.2 modélisation auto-régressive [4]

La décomposition de H_n par un modèle auto-régressif d'ordre p s'écrit :

$$H_n = \sum_{i=1}^{i=p} a_i H_{n-i} + B_n$$

avec : a_i i -ème coefficient du filtre AR
 B_n facteur d'erreur

Une "densité spectrale" de H_n ainsi modélisé s'écrit alors, si B_n est un bruit blanc gaussien :

$$S_x(\nu) = \frac{\sigma^2}{\left| \sum_{l=1}^p (1 - p_l z^{-l}) \right|^2}$$

Les pics de cette DSP correspondent aux pôles du filtre AR, théoriquement de module 1, et permettent de retrouver par leurs arguments les retards propres τ_m des points brillants.

L'algorithme utilisé est l'algorithme de BURG (maximum d'entropie), un ordre de filtre de 50 a été adopté et donne en général des résultats satisfaisants.

2.3.3 méthodes du Goniomètre et TAM [5] [6]

Ces méthodes sont généralement utilisées en traitement d'antenne et servent à détecter p sources (et à déterminer leur direction) à partir des signaux reçus sur N capteurs ($N > p$).

Le but est ici de remplacer des données spatiales par des données temporelles/fréquentielles. On construit pour cela la matrice T qui est une estimée, de type Toeplitz, de la matrice de covariance du vecteur gain complexe H .

$$T = \begin{pmatrix} t(0) & \dots & t(1) & \dots & t(N-1) \\ t(1) & \dots & t(2) & \dots & t(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t(N+1) & \dots & t(N) & \dots & t(0) \end{pmatrix} \quad t(k) = (1/N-k) \sum_{i=1}^{N-k} H_{i+k}^* H_i$$

Selon le modèle des points brillants $T = WAW + \sigma^2 I$
où A est la matrice de covariance des sources.
 σ est l'écart-type du bruit additif (si décorrélié)

Le principe du Goniomètre est, après diagonalisation de T , la projection de vecteurs $c(\tau)$ sur le "sous-espace bruit" engendré par les $N-p$ plus petites valeurs propres.

Le "sous-espace signal" étant orthogonal au "sous-espace bruit" la projection de $c(\tau)$ est théoriquement nulle si τ est un des retards propres. En fait on trace l'inverse de la projection, ce qui nous donne des pics pour les retards τ_m .

Le principe général de TAM est la décomposition en valeurs singulières de T .

$$T = U_1 \Sigma_1 U_1^H + U_2 \Sigma_2 U_2^H$$

Avec Σ_1 matrice diagonale contenant les p plus grandes valeurs singulières
 Σ_2 matrice diagonale contenant les $N-p$ autres valeurs singulières

On construit ensuite à partir de $\Theta = U \Sigma$ une nouvelle matrice F dont les valeurs propres sont de la forme $\exp(2\pi j \Delta f \tau_m)$ avec τ_m retard propre du m -ième point brillant.

Ces deux méthodes sont relativement sensibles à l'ordre supposé du modèle, c'est à dire que, lorsque le nombre supposé de sources est supérieur à leur nombre réel, les pics obtenus n'ont plus aucun lien avec les pics "réels". Ceci étant surtout vrai pour TAM.

Il convient donc de connaître a priori pour ces deux méthodes le nombre de point brillants de la cible. On peut à cet effet utiliser le critère du saut (comparaison du rapport entre deux valeurs propres consécutives).

2.4 Comparaison des différentes méthodes

Le traitement cohérent peut, pour des signaux large bande, déterminer les caractéristiques des points brillants d'une cible.

Les méthodes "haute résolution" se révèlent particulièrement utiles lorsque la bande d'émission est faible. De plus, d'un point de vue pratique, elles offrent une représentation simplifiée de la cible.

Le problème de la connaissance du nombre de points brillants se pose surtout pour les méthodes du Goniomètre et TAM puisque pour l'AR un ordre de 50 paraît adapté à tous les cas de figure.

Dans le cas de ces deux méthodes, on peut toutefois procéder par itération pour déterminer le nombre de points brillants. On augmente à partir de 1 l'ordre du modèle, l'ordre "vrai" étant le dernier ordre avant que la représentation de la cible ne change radicalement.

La figure 2 en fin d'article montre l'application des différentes méthodes de détermination de points brillants sur signaux synthétiques. 3 points brillants ont été simulés (abscisse 0,5 s, 0,51 s, 0,6 s).

3 Méthodes de classement

Ces méthodes sont complémentaires des précédentes : le but est soit de trouver des paramètres pertinents permettant de différencier deux classes d'échos, soit d'opérer la discrimination proprement dite.

On distingue 2 types d'approches :

- une approche linéaire,
- une approche non linéaire basée sur l'utilisation de "réseaux neuroniques".

3.1 Approche linéaire

Les 2 méthodes employées sont :

- l'Analyse en Composantes Principales (ACP),
- l'Analyse Factorielle Discriminante (AFD).

L'ACP a pour but de projeter un nuage de p points (1 point = 1 écho décrit par un vecteur de n coordonnées) sur des espaces vectoriels où les proximités et les éloignements sont mis en évidence.

En fait, on effectue 2 types de projections :

- sur R^p la proximité entre 2 points pouvant traduire l'appartenance des 2 échos à une même classe,
- sur R^n la proximité entre 2 variables traduit leur corrélation.

Les directions privilégiées correspondent aux plus grandes valeurs propres de la matrice de covariance du tableau (n x p) associé au nuage de points.

La figure 3 illustre un cas où 2 classes d'échos synthétiques sont correctement séparées. Les individus entourés appartiennent à la classe 1, les autres à la classe 2.

Signalons que cette méthode n'est pas une méthode de classement à proprement parler mais une méthode d'analyse.

L'AFD a pour but de projeter le nuage de points (ces points étant séparés en 2 classes) sur un axe tel que
 - les variances intra-classes soient minimales,
 - les centres de gravité des 2 classes soient les plus éloignés possibles.
 On peut déterminer ensuite un seuil qui permet de décider de l'affectation d'un nouvel individu à l'une des 2 classes.

Dans notre cas, cette méthode donne des résultats satisfaisants : 75 % de bonne reconnaissance sur une population de 75 individus décrits par un vecteur de 25 variables.

3.2 Approche "neuronique" [7] [8]

L'idée générale des réseaux de neurones est d'employer une architecture basée sur un connexionisme massif entre un grand nombre de processeurs élémentaires (ou neurones). Les mémoires, programmes et règles sont intégrés dans la structure des connexions entre neurones, ceci se faisant à l'aide d'un apprentissage par l'exemple sur une base de données représentative. Les réseaux de neurones sont déjà couramment utilisés dans le domaine de la reconnaissance de formes.

Les réseaux employés dans notre cas sont ainsi définis :

- les cellules élémentaires (neurones) sont regroupées par couche :
 - la couche d'entrée (d'indice 0) où sont "codés" les signaux à reconnaître,
 - la couche de sortie (d'indice n) sur laquelle s'effectue la décision d'affectation d'un individu à une des 2 classes,
 - n - 1 couches intermédiaires (ou cachées).

- chaque cellule est uniquement reliée à des cellules de la couche précédente ou de la couche suivante.

Si X_i est l'état de la cellule n° i, X_i s'exprimera comme une fonction des états X_j de la couche précédente :

- soit $X_i = F(A_i)$ avec F : fonction de type sigmoïde
 $A_i = \sum W_{ij} X_j$
- soit $X_i =$ fonction quadratique des X_j .

Le principe employé est le suivant :

- présentation au réseau d'une population d'apprentissage. On calcule les poids de chaque cellule de façon à approcher les états désirés des cellules de la couche de sortie (par exemple $X_s = 1$ pour la classe 1, $X_s = -1$ pour la classe 2).
- présentation au réseau d'une population de test, les poids étant figés à l'issue de l'apprentissage. Un individu est affecté à l'une des 2 classes en fonction de l'état de la couche de sortie.

Un réseau employant le principe de la rétropropagation du gradient a été utilisé dans les conditions suivantes (cf figure 4) :

- couche d'entrée : 1000 cellules (on part d'une fenêtre temporelle non centrée sur l'écho et on dresse le tableau des 10 premiers parcours calculés sur 100 fenêtres élémentaires de 100 points),
- première couche cachée : 147 cellules,
- deuxième couche cachée : 6 cellules,

- couche de sortie : 2 cellules.

Chaque couche n'est pas totalement reliée à ses voisines; des "masques" sont employés.

Le nombre définitif de couches et de cellules par couche correspond au meilleur résultat obtenu sur différentes configurations possibles.

Les résultats obtenus sur une population de 150 échos synthétiques appartenant à 2 classes différentes sont les suivants (au bout de 150 présentations de la base d'apprentissage) :

- Taux de reconnaissance sur la population d'apprentissage (100 individus) : 99 % ,
- Taux de reconnaissance sur la population de test (50 individus) : 98 % .

4 Conclusion

Des méthodes "haute résolution" de description d'une cible sonar basées sur le modèle de points brillants donnent des résultats satisfaisants, ceci même lorsque le filtrage adapté, méthode de base du sonar actif, est limité par sa résolution temporelle.

En ce qui concerne le classement d'échos, l'emploi des réseaux neuroniques fournit des résultats tout à fait prometteurs (par comparaison avec des méthodes "classiques"). Il convient de les valider sur des populations étendues d'échos réels et en comparant différents types d'architecture de réseaux.

Les auteurs remercient M. de Bollivier (Ecole des Hautes Etudes en Informatique - Université de Paris 5) pour les compétences qu'il a apporté lors de la mise au point des réseaux neuroniques multicouches.

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] Analyse des coefficients de rétrodiffusion d'une cible radar. (J.R Masse, JL Coatanhay, JP Berlioz, Y Chario) GRETSI 85, p 913
- [2] Méthode d'extraction de données relatives à des modèles de points brillants à partir de l'analyse de la puissance diffractée. (G Chassay, G Launay, J Mevel, J Saillard) GRETSI 81, p 689
- [3] Extraction de la signature radar d'une cible par inversion des formules de la théorie géométrique de la diffraction. (H Fournier) GRETSI 81, p 681
- [4] Spectrum Analysis. A modern perspective. (SM Kay, SL Marple) Proceedings of the IEEE vol 69 N° 11, Nov 81
- [5] Principe de la goniométrie passive adaptative. (G Bienvenu, L Kopp) GRETSI 79, p 106/1
- [6] A novel optimum energy solution in iterative constrained restoration (R Foka, SY Kung) Signal Processing III: Theories and applications N°4.5.1986
- [7] Learned classification of sonar targets using a massively parallel network (RP Gorman, TJ Sejnowski) IEEE transactions on ASSP, vol 36, N° 7, July 88
- [8] Modèles connexionnistes de l'apprentissage (Y LE CUN) Thèse PARIS VI, 1987

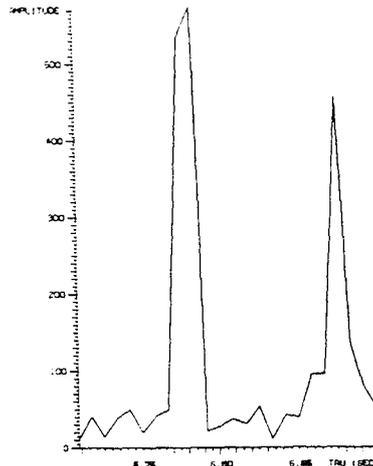


3 points brillants simulés :

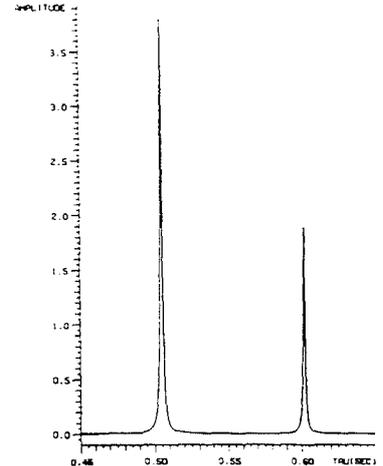
$\tau_1 = 0.5 \text{ s}$

$\tau_2 = 0.51 \text{ s}$

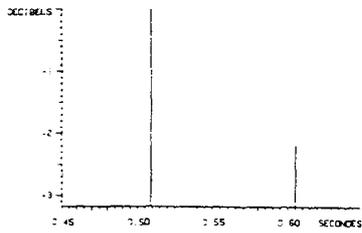
$\tau_3 = 0.6 \text{ s}$



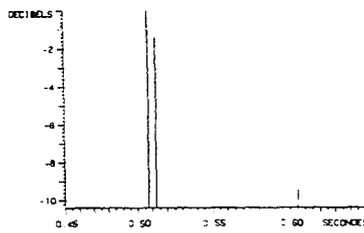
traitement cohérent



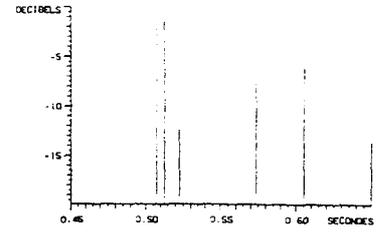
modélisation AR



ordre 2

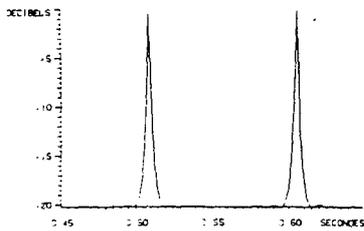


ordre 3

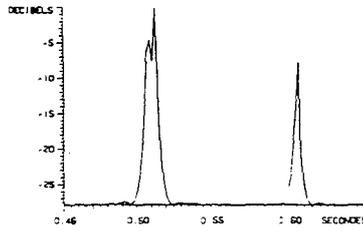


ordre 10

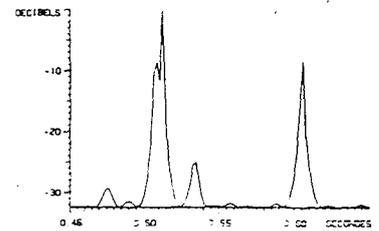
méthode TAM



ordre 2



ordre 3



ordre 10

Goniomètre

Fig 2 : comparaison des méthodes de détermination des points brillants

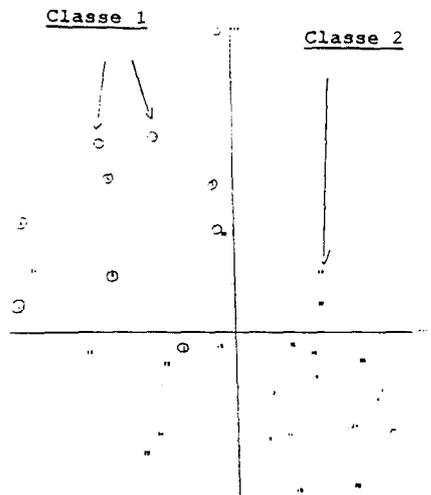


Fig 3 : Analyse en Composantes Principales

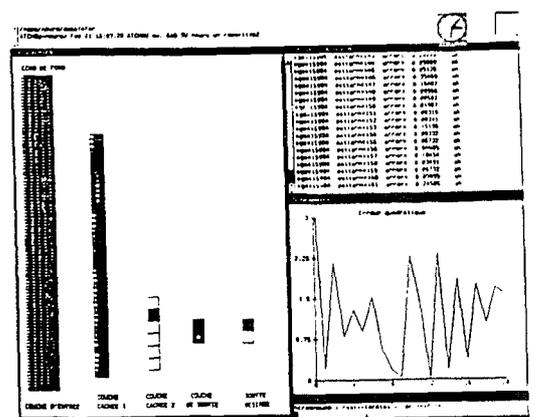


Fig 4 : Réseau neuronal multicouche