

TRAITEMENT D'IMAGES NUMERIQUE APPLIQUE AUX SONARS A HAUTE RESOLUTION*

Didier JAN

THOMSON SINTRA Activités Sous-Marines - Route de Sainte Anne - 29601 BREST CEDEX

RESUME

Dans cet article, nous présentons un système de traitement d'images délivrées par les sonars à haute résolution permettant de détecter et de classier des objets par leur ombre acoustique projetée sur le fond de la mer. Ce système d'aide à l'opérateur extrait automatiquement les objets suspects de l'image sonar ainsi que les trous de couverture dûs à des zones d'ombre importantes causées par le relief.

Il opère une préclassification des objets en déterminant leurs dimensions moyennes (hauteur, largeur, surface, périmètre) et des mesures globales de leur forme, calculées à partir de leur maître-couple déduit de la géométrie de prise de vue et de la taille des points d'image.

Le système met en jeu un algorithme de reconnaissance de forme basé sur la constitution d'un modèle d'objet suspect composé d'un ensemble de critères (radiométriques, géométriques, relationnels) que doit vérifier un ensemble de pixels connexe pour être reconnu comme objet suspect. L'algorithme utilise le principe du balayage ligne à ligne, ce qui permet d'avoir une connaissance complète et progressive des informations contenues dans l'image décrite par les lignes antérieures à la ligne courante et de satisfaire des contraintes temps réel.

INTRODUCTION

Les sonars à haute résolution permettent de détecter et de classier les objets par leur ombre acoustique projetée sur le fond de la mer (figure 1).

Sur certains fonds très encombrés (roches, rides), l'image présentée à l'opérateur contient une multitude d'informations que celui-ci doit trier afin de ne garder que l'information pertinente.

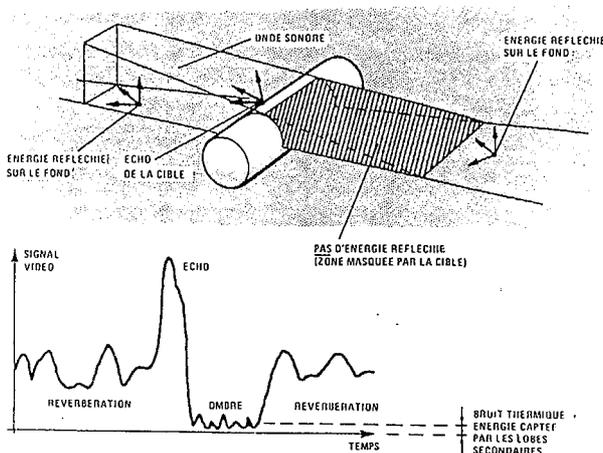


Figure 1 : principe de la classification sur ombre

*Etude soutenue par la Direction des Recherches, Etudes et Techniques - PARIS (FRANCE)

SUMMARY

A system for side scan sonars images, which automatically detects objects of interest and identifies them thanks to their acoustic shadow projected on the sea bed, is presented.

Right now, the classification of targets is achieved by the visual inspection of sonar images. But the increasing quantity of data provided by the new sonars implies the automation of the detection and the classification.

This automated operator's aided locates the possible targets and the "blind area" due to large shadow area caused by the relief. The system take into account the characteristics of objects which are to be detected (i.e, size of the smallest target). It classifies them according to their size (height, width, perimeter, surface) and to their shape.

Characteristical parameters are extracted from the shadow after the correction of the slant range of the rays by a line scanned process.

Cependant, l'augmentation de la portée et de la résolution des nouveaux sonars font que l'opérateur doit traiter un important flot de données. De ce fait, de simples moyens de contrôle et de reconnaissance, les sonars se sont transformés en systèmes plus complexes qui intègrent au sein de la chaîne de traitement globale, des techniques de traitement de l'image et de l'information.

Trois grands axes sont ainsi apparus : les traitements d'automatisation [1], les traitements de synthèse [2] et les traitements d'adaptation des données aux conditions expérimentales.

Les traitements d'automatisation permettent d'accroître les performances opérationnelles des systèmes sonars, notamment en assurant la fonction d'extraction automatique qui soulage l'opérateur des tâches de routine.

Le rôle du système d'aide à l'opérateur que nous présentons ici, consiste d'une part à extraire automatiquement les objets de l'image sonar ainsi que les trous de couverture dûs à des zones d'ombre importantes causées par le relief et, d'autre part, à opérer une préclassification des objets détectés.

Le système commence par extraire dans l'image, les objets dont la surface correspond approximativement à celle d'une cible. Un certain nombre de paramètres est alors calculé pour être comparé à plusieurs classes de cibles préalablement constituées. Les algorithmes ont été développés et implantés en visant trois objectifs :

- Robustesse vis-à-vis des types de fonds et des situations rencontrées
- Efficacité de discrimination
- Implantation en ligne c'est-à-dire n'utilisant que la ligne courante comme information d'entrée de fa-



con à favoriser les traitements en temps réel.

Afin d'illustrer les performances du système, des résultats obtenus sur des images réelles délivrées par des sonars latéraux sont présentés.

SEGMENTATION DE L'IMAGE

On retrouve dans ce système la décomposition naturelle des processus de reconnaissance de forme en trois phases : segmentation, extraction de caractéristiques, décision.

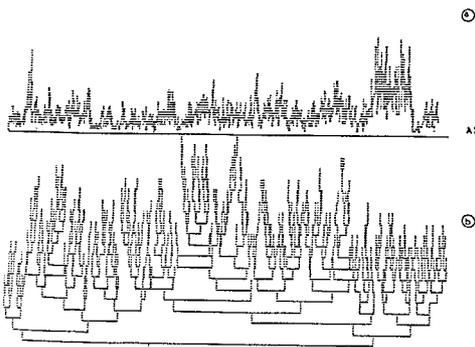
La première phase est basée sur l'analyse de la radiométrie des pixels. Cette mesure n'a en elle-même que peu d'intérêt puisque c'est surtout la différence de niveaux de gris entre une ombre et son environnement qui est importante.

La détection est une opération dichotomique, ce qui implique que le résultat final de la classification dépende du choix du seuil à partir duquel un pixel ou un ensemble de pixels sera considéré comme appartenant à une ombre ou à la réverbération.

Les techniques de seuillage proposées dans la littérature sont généralement adaptées à des applications particulières. Elles sont basées bien souvent sur la recherche des modes principaux de l'histogramme de l'image. C'est pourquoi nous avons aussi été amenés à développer un algorithme spécifique pour déterminer, de manière robuste, la valeur moyenne de la réverbération ainsi que la valeur du seuil. Pour ne pas prendre en compte la présence d'échos ou de zones d'ombre dans l'image lors du calcul de la valeur moyenne de la réverbération, nous avons utilisé une représentation en arbre du signal [37]. Cette représentation peut être considérée comme un langage descriptif qui traduit la succession de pics et de vallées contenus dans le signal. Elle permet d'effectuer un tri parmi les valeurs de la récurrence en éliminant à chaque itération les extremums. En partant du tronc jusqu'aux feuilles, on classe par ordre décroissant les valeurs maximales et par ordre croissant les valeurs minimales. De par son mode de calcul, l'arbre converge vers les valeurs moyennes de la réverbération.

La première étape de l'algorithme s'effectue à partir de la dérivée du signal ; on réalise l'étude de la récurrence comme celle d'une fonction en utilisant les propriétés de sa dérivée. On calcule ainsi de proche en proche l'arbre représentatif de la récurrence en recherchant la branche principale (le tronc est la première branche associée à la valeur minimale de la récurrence) puis en recherchant les ramifications gauche et droite. Chacune de ces ramifications est considérée ensuite comme une branche principale et le processus est réitéré jusqu'à ce que tous les extremums contenus dans la récurrence aient été pris en compte.

La figure 2 représente le profil d'une récurrence ainsi que la représentation en arbre associée.



(a) Profil d'une récurrence
(b) Représentation en arbre associée, valeur moyenne des 200 dernières feuilles de l'arbre : 22,84

Figure 2 : décomposition en arbre d'un signal

L'image correspond, après détection, au module du signal complexe réverbéré.

Si z est la variable aléatoire correspondant à ce module, on montre que si le nombre de diffuseurs est grand dans la cellule de résolution, z suit une loi de Rayleigh :

$$P(z) = \frac{z}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{z^2}{2\sigma^2}\right]$$

où σ^2 est la variance des variables gaussiennes associées à la partie réelle et à la partie imaginaire du signal. On montre alors que l'appartenance de chaque pixel de l'image, pris isolément, à la classe des ombres ou à la classe de la réverbération, ne dépend que du rapport σ_r^2/σ_o^2 avant détection. En effet, pour un seuil T donné, la probabilité de détection P_D est égale à :

$$P_D = \int_0^T P_o(z) dz = 1 - \exp\left[-\frac{T^2}{2\sigma_o^2}\right]$$

De même, la probabilité de fausse alarme est égale à :

$$P_{FA} = \int_0^T P_r(z) dz = 1 - \exp\left[-\frac{T^2}{2\sigma_r^2}\right]$$

Le seuil T peut être défini à partir d'une probabilité de détection désirée, et il est égal dans ce cas à :

$$T = \sigma_o \sqrt{\log[(1-P_D)^{-2}]}$$

et la probabilité de fausse alarme correspondante vaut :

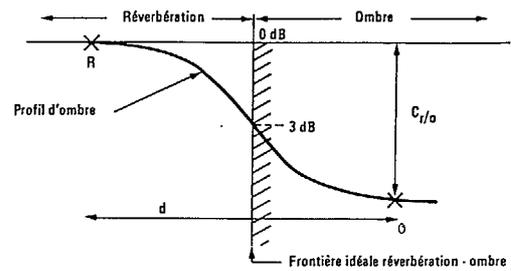
$$P_{FA} = 1 - (1-P_D)^{\sigma_o^2/\sigma_r^2}$$

La probabilité d'obtenir, après seuillage, une frontière juste entre deux points décorrés (*), de part et d'autre de la transition réverbération-ombre (figure 4) vaut

$$P(H_o) = P_o \times P_r$$

où P_o est la probabilité de détecter une ombre au point 0 et P_r la probabilité de détecter un point appartenant à la réverbération en R :

$$P_o = \int_0^T P_o(z) dz, \quad P_r = \int_T^\infty P_r(z) dz$$



d > distance minimale de décorrélation

Figure 4

La courbe associée à $K=1$ représentée figure 5 donne cette probabilité en fonction du contraste réverbération sur ombre avant détection lorsque chacun des points suit une loi de Rayleigh. Pour obtenir une probabilité $P(H_o)$ supérieure à 0,9, il est nécessaire d'avoir un contraste réverbération sur ombre, avant détection, supérieur à 18 dB. L'algorithme de détection utilisé peut être assimilé à la convolution de l'image par un masque. De ce fait, la variance de la réverbération est plus particulièrement sa densité de probabilité variera selon le nombre de points d'image indépendants K qui sont intégrés dans le masque. La taille du masque utilisé étant supérieure à 32, nous pouvons voir d'après la figure 5 que dès que le contraste réverbération sur ombre atteint 6 dB, la probabilité $P(H_o)$ est voisine de 1.

(*) L'hypothèse que la réverbération est parfaitement décorrélée d'un point à l'autre de l'image est justifiée pour les fonds simples, mais elle ne l'est plus pour les fonds difficiles (roches, rides).

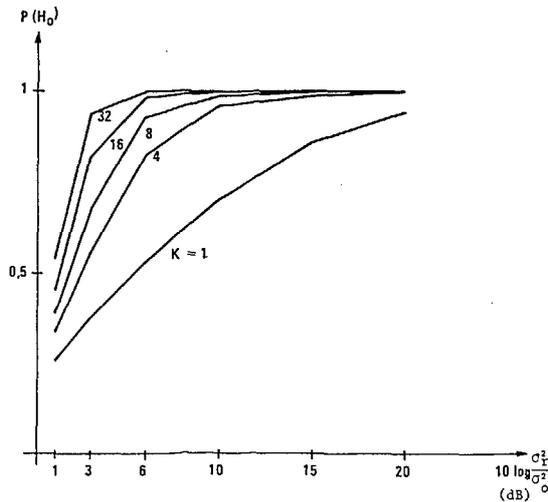


Figure 5 : courbes donnant la probabilité $P(H_0)$ en fonction du contraste réverbération sur ombre avant détection pour 1,4,8,16 et 32 points indépendants sommés

Ces courbes ont été obtenues pour un seuil de détection T optimal, solution de l'équation :

$$P_o(T) = P_r(T)$$

Si on suppose que, pour K suffisamment grand, les densités de probabilité sont des lois de Gauss, alors la valeur du seuil est égale à :

$$T = m \left[\frac{1}{\frac{\sigma_r}{\sigma_o} + 1} + \left[\frac{1}{\left(\frac{\sigma_r}{\sigma_o} + 1\right)^2} + \frac{4 - \pi}{\pi K} \ln \left(\frac{\sigma_r^2}{\sigma_o^2} \right) \right]^{1/2} \right]$$

où m est la valeur moyenne de la réverbération après détection.

Pour un sonar ayant un contraste moyen avant détection de 10 dB et pour K égal à 32, nous obtenons un seuil à - 6 dB en-dessous de la valeur moyenne de la réverbération.

DETECTION DES OBJETS

Une fois le seuil de détection déterminé, on recherche en chaque point de l'image la présence d'une configuration, conforme à un gabarit, dont le niveau de luminosité est inférieur au seuil. Le choix du gabarit dépend de l'opérateur et il est généralement égal à la taille de l'objet le plus petit recherché dans l'image. Afin de tenir compte de la géométrie d'insonification du fond (obliquité des rayons), la taille du gabarit est fonction de l'angle de rasance.

L'algorithme nécessite une phase d'initialisation au cours de laquelle on acquiert dans une mémoire tampon un certain nombre de récurrences. Ensuite, il utilise le principe du balayage ligne à ligne, ce qui permet de mettre à jour des informations à chaque récurrence tout en intégrant des informations bidimensionnelles. Il possède le double avantage d'une part d'effectuer directement le tri des zones en éliminant les alarmes provoquées par des surfaces trop petites et d'autre part de permettre un seuillage optimal. Après la phase de détection, on recense les zones détectées (ensemble de pixels connexe) ; la connexité s'étendant à la fois le long des lignes et le long des colonnes de l'image.

Pour caractériser chaque zone, on est amené à assigner à chacune d'entre elles un label représenté par un vecteur d'état qui contient toutes les informations décrivant la zone dans l'image.

En raison du caractère fortement évolutif du descriptif des zones, l'organisation des données en mémoire est effectuée sous la forme d'une représentation mixte par listes chaînées et contiguës et la gestion de ces

entités est liée à un ensemble de règles qui permettent de remplacer les informations contenues dans le label, de les modifier ou de les détruire.

ANALYSE DES OMBRES

Dès qu'une zone d'ombre est fermée, c'est-à-dire qu'il n'existe pas sur la ligne courante, de plage adjacente à la zone d'ombre considérée, une première sélection de critères pertinents est réalisée. A ce stade du traitement, une zone est sélectionnée par un critère radiométrique et par un critère géométrique (surface minimale), aussi cette première phase de la classification ne comprend que l'extraction de paramètres relationnels. Un des critères considérés est la présence d'un écho devant l'ombre. L'écho étant défini comme un ensemble de pixels ayant un niveau fort par rapport à la réverbération, une démarche analogue à la détermination du seuil d'ombre est utilisée. Outre le critère radiométrique, la validation de la présence de l'écho est effectuée par un test sur la cohérence spatiale des pixels. La position du centre de gravité de l'écho est déterminée et elle est utilisée pour localiser l'objet.

Quelle que soit la hauteur d'eau ou la distance de l'objet à l'antenne, la forme de l'ombre est représentative du maître-couple de l'objet. Afin de s'affranchir de la géométrie d'insonification, une normalisation de l'ombre est effectuée. Elle consiste à représenter l'ombre de l'objet vu sous une incidence de 45°, après correction d'anamorphose (l'échelle des distances dans le sens de l'éclaircissement doit être égale à celle dans le sens d'avancement).

Des attributs métriques (surface, périmètre, longueur, largeur) sont alors calculés de même que des mesures globales de formes (rondeur, L/h , élongation, étendue) pour être comparés à ceux caractérisant plusieurs classes de cibles idéales.

A partir d'une étude sur la façon dont les différents ensembles de critères individualisaient les éléments d'une famille, des domaines d'appartenance ont été établis. Pour chaque objet détecté, on détermine un degré de "proximité" qui mesure l'écart entre ses propres caractéristiques et celles des différentes classes (objets sphériques, cylindriques,...) et ce degré est traduit par les qualificatifs de possible, probable ou certain.

EXEMPLE DE RESULTATS

Pour illustrer les performances de l'automate, nous avons choisi deux images obtenues avec deux sonars latéraux différents et présentant pour la première (figure 8.a) un faible contraste réverbération sur ombre et pour la seconde (figure 9.a) un faible contraste écho sur réverbération. Seules les caractéristiques propres des sonars ainsi que les conditions expérimentales ont été modifiées lors du traitement de ces deux images par le système. Les figures 8.b et 8.c représentent les résultats de l'extraction. Tous les objets présents sur le fond ont été détectés et classifiés. Les zones en jaune sur la figure 8.b correspondent à des zones vérifiant les critères géométriques et radiométriques, mais pas les critères relationnels. Le temps total de traitement (détection + classification) dans le cas de la figure 8 est de 330 ms (UC) par récurrence sur un VAX 11/750.

CONCLUSION

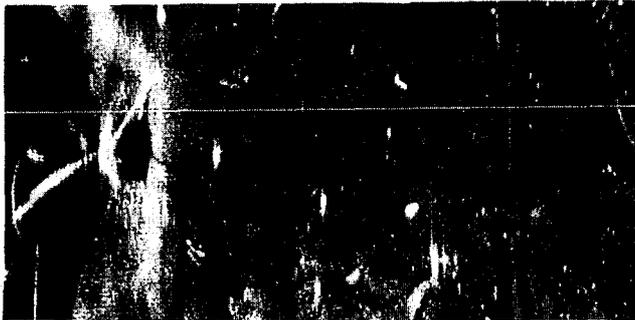
Le but du système est d'aider l'opérateur à extraire parmi le flot de données, l'information pertinente en utilisant pleinement la résolution du sonar. Le traitement de l'image présenté ici a permis de réaliser un détecteur robuste tout en conservant une implantation en ligne. La probabilité de fausse alarme ne dépend que de la difficulté du terrain, fait inhérent au mode même de détection des objets suspects qui ne permet de détecter un objet que par la présence d'une ombre et d'un écho. La probabilité de classification est moins



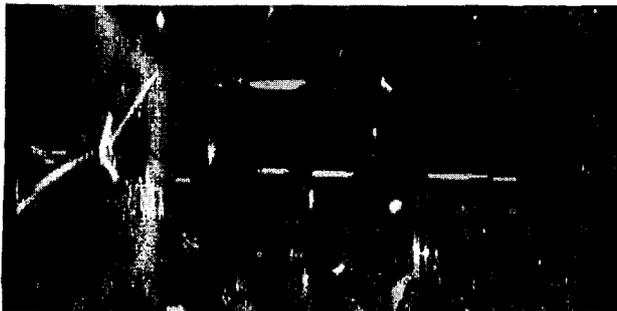
dre par rapport à l'opérateur car elle provient, pour ce système d'aide, d'une limitation du modèle d'objets.

BIBLIOGRAPHIE

- [17] M. DEL GIUDICE, P. ALINAT
Post-traitement en sonar actif
9ème colloque du GRETSI, 1983, p. 747-752
- [27] J. LE GALL
Simulation de séquences d'images du fond marin obtenues à l'aide d'un sonar détecteur d'objets
9ème colloque du GRETSI, 1983, p. 919-928
- [37] RW. EHRICH, JP. FOITH
Representation of random waveforms by relational trees
IEEE Trans vol. C25, 1976, p. 725-736



a) original



b) détection des ombres

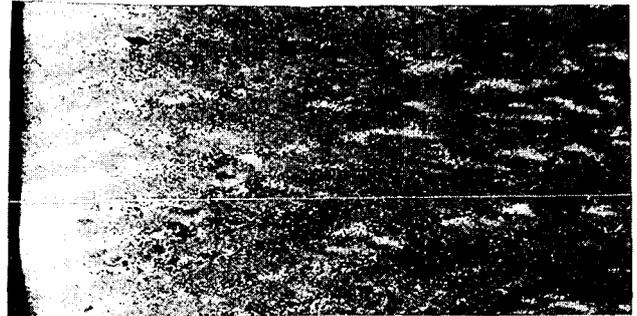


c) classification

Figure 8 : Image présentant un faible contraste réverbération/ombre



a) original



b) détection des ombres



c) classification

Figure 9 : Image présentant un faible contraste écho/réverbération