

# Segmentation automatique d'images sonar à antenne synthétique pour la détection d'échos de mines sous-marines

Frédéric MAUSSANG<sup>1</sup>, Jocelyn CHANUSSOT<sup>1</sup>, Alain HÉTET<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire des Images et des Signaux (UMR CNRS 5083)  
LIS / ENSIEG, Domaine Universitaire, BP 46, 38402 Saint-Martin-d'Hères Cedex, France

<sup>2</sup>Groupe d'Etudes Sous-Marines de l'Atlantique (DGA/DCE/GESMA)  
BP 42, 29240 Brest Naval, France

frederic.maussang@lis.inpg.fr, jocelyn.chanussot@lis.inpg.fr, hetet@gesma.fr

**Résumé** – Cet article présente une méthode de segmentation des images obtenues au moyen d'un sonar à antenne synthétique (SAS), afin de mettre en évidence certaines caractéristiques des échos (nombre, position, forme, ...) des mines sous-marines, posées au fond de la mer. Cette méthode de segmentation est basée sur les caractéristiques statistiques de l'image sonar, mises en évidence par la représentation moyenne / écart-typé. Elle est automatisée en utilisant un critère d'entropie.

**Abstract** – A segmentation method of synthetic aperture sonar (SAS) images is presented, in order to highlight some characteristics (number, position, shape, ...) of under-water mines echoes. This segmentation method is based on statistical characteristics of the sonar images, highlighted by the mean – standard deviation plane. It is automated by using an entropy criterion.

## 1 Introduction

### 1.1 Le sonar à antenne synthétique (SAS)

La détection et la classification des différents types de mines sous-marines sont aujourd'hui des problèmes stratégiques primordiaux [1]. Ces dernières années, le sonar à antenne synthétique (SAS) est de plus en plus utilisé dans l'imagerie des fonds marins grâce à sa bonne résolution. En effet, étant constitué d'un sonar actif que l'on déplace le long d'un rail rectiligne, il permet de simuler une antenne de grande dimension qu'il serait impossible de réaliser pour des raisons techniques et de coût.

Après un processus classique, la synthèse d'ouverture, permettant de combiner les signaux enregistrés en différentes positions et une compensation des différents retards, nous obtenons une image sonar représentant le fond marin dont on peut tirer les informations qui nous intéressent.

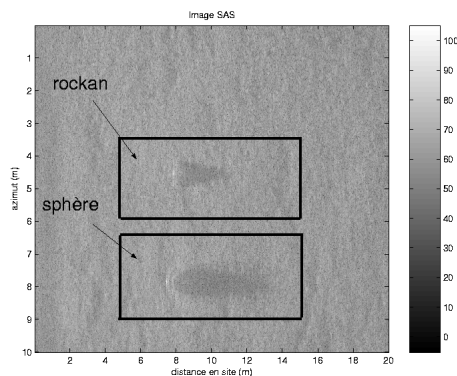


FIG. 1 – image obtenue après traitement des données SAS (échelle en dB)

Les données réelles traitées et présentées dans cet article ont été enregistrées lors de la mission IFSAS'99 dans le cadre d'une collaboration entre la DGA (Délégation Générale pour l'Armement) et la DERA (Defense Evaluation and Research Agency, Royaume-Uni) qui a fourni le matériel expérimental. Nous obtenons une image du fond marin représentant une surface de 10m sur 20m avec une résolution de 1cm environ dans les deux directions (figure 1). On remarque alors la présence de deux mines que l'on peut voir grâce aux ombres projetées sur le fond marin et aux échos (points brillants devant l'ombre). Dans la suite de cet article, les résultats seront présentés sur la partie de l'image contenant la mine de type "rockan".

### 1.2 Propriétés statistiques des images

Les images sonar obtenues par le système SAS sont fortement bruitées par du speckle qui donne à l'image un aspect granulaire. Ce bruit est dû à la présence d'éléments (sable, roches, ...), de petites dimensions par rapport à la longueur d'onde, distribués aléatoirement sur le fond marin. Le capteur reçoit alors le résultat de l'interférence de toutes les ondes réfléchies par ces diffuseurs contenus dans une cellule de résolution [2, 3].

La réponse  $R$  sur une cellule de résolution peut alors être modélisée par l'équation suivante :

$$R = A \cdot \exp(j \cdot \phi) = X + j \cdot Y \quad (1)$$

avec  $X$  et  $Y$  des variables aléatoires gaussiennes.

L'amplitude  $A = \sqrt{X^2 + Y^2}$  étant le paramètre qui nous intéresse, on calcule sa densité de probabilité. On obtient alors une loi de Rayleigh de la forme :

$$\mathcal{R}_A(A) = \frac{A}{\alpha^2} \exp\left(-\frac{A^2}{2\alpha^2}\right); A \geq 0 \quad (2)$$

Cette formule aboutit à une propriété intéressante de la loi de Rayleigh qui est la relation de proportionnalité entre l'écart-type  $\sigma_A$  et la moyenne  $\mu_A$  de l'amplitude  $A$  :

$$\mu_A = k_R \cdot \sigma_A \quad \text{avec } k_R \approx 1,91 \quad (3)$$

Cette modélisation du speckle est la plus classique. Mais elle n'est pas toujours réaliste expérimentalement, notamment quand on observe une diminution sensible du nombre de diffuseurs dans une cellule de résolution, ce qui est souvent le cas dans l'imagerie sonar haute résolution [3]. L'amplitude  $A$  du signal reçu est alors modélisée par une loi de Weibull :

$$\mathcal{W}_A(A) = \frac{\delta}{\beta} \left( \frac{A}{\beta} \right)^{\delta-1} \exp \left\{ - \left( \frac{A}{\beta} \right)^\delta \right\}; A \geq 0 \quad (4)$$

Le paramètre  $\delta$ , que l'on estime par maximum de vraisemblance sur l'image sonar, offre une plus grande souplesse que la loi de Rayleigh (cas particulier avec  $\beta = \sqrt{2}\alpha$  et  $\delta = 2$ ). Avec cette loi, on conserve une relation de proportionnalité entre  $\sigma_A$  et  $\mu_A$ , mais avec un coefficient  $k_W(\delta)$  dépendant de  $\delta$  :

$$k_W(\delta) = \frac{\Gamma(1 + \frac{1}{\delta})}{\sqrt{\Gamma(1 + \frac{2}{\delta}) - \Gamma(1 + \frac{1}{\delta})^2}} \quad (5)$$

Cette propriété, qui conduit généralement à modéliser le speckle comme un bruit multiplicatif, sera utilisée par la suite pour la segmentation des images sonar.

### 1.3 Traitements du speckle

Le traitement d'images bruitées par du speckle a donné lieu à une littérature particulièrement abondante, non seulement dans le domaine du sonar [3], mais aussi dans l'imagerie radar [4] et médicale [2].

Parmi les traitements proposés, certains sont basés sur le caractère multiplicatif du speckle (équation 3) que l'on cherche à réduire. C'est le cas du filtre de Lee [5] basé sur le calcul de la moyenne et de l'écart-type localement sur l'image sonar. Les filtres de type homomorphique [6] transforment le bruit multiplicatif en bruit additif (en passant par le logarithme) afin d'utiliser les filtres classiques pour les bruits additifs (moyenneur, médian, ...).

Dans le cadre de la chasse anti-mines sous-marines, de précédents travaux ont cherché à segmenter et étudier les ombres projetées en utilisant une modélisation markovienne de l'image sonar [3].

Dans ce papier, nous cherchons à réaliser une segmentation des échos des mines en utilisant les caractéristiques statistiques locales de l'image SAS, afin de mettre en évidence les régions d'intérêt pour une détection et une classification des mines sous-marines. Afin de préserver l'information statistique de l'image, modélisée dans le paragraphe 1.2, aucun filtrage de l'image d'origine n'est ici effectué.

## 2 Représentation moyenne / écart-type

Des études récentes [7] ont montré que la projection de l'image sonar dans un repère moyenne / écart-type permet de bien séparer les échos du bruit de fond, ceci grâce à leurs caractéristiques statistiques différentes : le bruit et les ombres ont

des moyennes et écarts-types faibles, tandis que les échos, qui sont des éléments déterministes, ont des moyennes élevées et des écarts-types faibles, avec une transition à écart-type élevé et moyenne croissante.

La figure 2 présente la représentation moyenne / écart-type de l'image contenant la mine de type "rockan" (figure 3). Après estimation locale de la moyenne et de l'écart-type sur un voisinage  $5 \times 5$ , chaque pixel est représenté par un point du plan moyenne / écart-type. Le choix de la taille de la fenêtre de calcul doit se faire sur un compromis entre une taille trop faible, qui provoque une variance trop importante dans l'estimation, et une taille trop élevée qui fait disparaître les structures déterministes dans le bruit.

On peut alors remarquer une structure linéaire qui s'explique par la relation de proportionnalité entre la moyenne et l'écart-type vue précédemment. Les structures en forme de "cornes" correspondent aux échos sur l'image sonar. Ainsi, on peut voir plusieurs "cornes" en différentes positions et de différentes tailles, correspondant chacune à un écho. Ces caractéristiques peuvent alors nous permettre, assez facilement, de différencier les échos entre eux, et avec le bruit de fond dont les points correspondants dans la représentation sont proches de l'origine.

## 3 Segmentation

### 3.1 Description de la méthode de segmentation

Afin de mettre en évidence certaines caractéristiques des échos et pour localiser des régions d'intérêt pour la détection et la classification de ces mines, on procède à une segmentation de l'image sonar par simple seuillage dans le plan moyenne / écart-type.

Pour cela, nous partons du fait que les points de la représentation moyenne / écart-type associés au bruit et à l'ombre sont proches de l'origine. On peut alors les isoler en imposant des seuils en moyenne et en écart-type et en considérant les points de la représentation en dessous de ces seuils comme correspondant à des pixels du bruit. La relation de proportionnalité entre la moyenne et l'écart-type du bruit (équation 3) permet de déterminer le seuil en moyenne une fois le seuil en écart-type fixé.

Trois solutions s'offrent à nous :

- soit on prend le coefficient évalué par la loi de Rayleigh ( $\approx 1,91$ ) et on calcule le seuil en moyenne avec ce facteur,
- soit on prend le coefficient évalué par la loi de Weibull,
- soit on calcule par la méthode des moindres carrés la droite de régression de la représentation et on calcule le seuil en moyenne comme étant l'image du seuil en écart-type par cette droite.

Par régression linéaire sur la représentation moyenne / écart-type de l'image de la "rockan" (figure 2), nous obtenons une droite de pente 1,57 environ. La différence entre cette valeur et le coefficient de la loi de Rayleigh est due aux limites de la modélisation statistique du bruit par cette loi. Une modélisation par une loi de Weibull donnerait un coefficient beaucoup plus proche du résultat de la régression (équation 5, même valeur à  $10^{-2}$  près).

Pour la segmentation, nous choisissons ici la dernière solu-

tion, avec la droite de régression apparaissant en pointillés et les seuils en traits gras (figure 2). Nous obtenons alors un résultat tel que celui de la figure 4 où on voit bien apparaître les échos des mines segmentés.

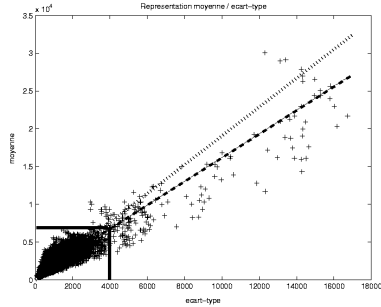


FIG. 2 – Représentation moyenne / écart-type : comparaison des relations de proportionnalité par Rayleigh (points) et par Weibull ou évaluée par régression linéaire (tirets) et représentation des seuils pour la segmentation (écart-type : 4000 ; moyenne : 6751)

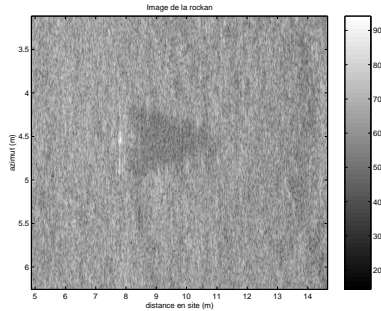


FIG. 3 – image de la “rockan”

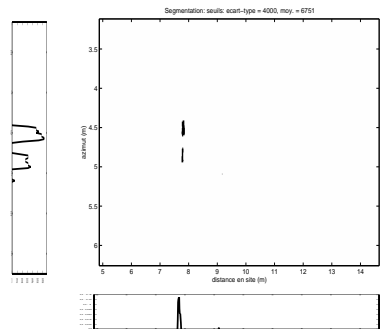


FIG. 4 – image de la “rockan” segmentée et répartition des points segmentés selon les deux axes. Entropies calculées : abscisses : 3,46 ; ordonnées : 4,58

### 3.2 Automatisation de la segmentation : entropie de l'image segmentée

Dans le paragraphe précédent, nous avons vu une méthode de segmentation nécessitant le réglage du seul seuil en écart-type, le seuil en moyenne se déduisant de celui-ci. Nous proposons alors dans ce papier d'automatiser la méthode de segmentation, en réglant automatiquement ce paramètre. Pour cela, on réalise une segmentation progressive, en abaissant le seuil en

écart-type, et on se donne un critère d'arrêt qui est ici l'entropie de l'image segmentée selon les deux axes. Cette entropie est évaluée en comptant le nombre de pixels segmentés colonne par colonne (respectivement ligne par ligne) sur l'axe des abscisses (respectivement l'axe des ordonnées), et on normalise à 1 afin d'identifier les résultats à des densités de probabilité (figure 4). On calcule alors l'entropie  $H_{\text{axe}}$  sur chaque axe selon la formule :

$$H_{\text{axe}} = - \sum_{p_{\text{axe}}(i) \neq 0} p_{\text{axe}}(i) \cdot \log_2 p_{\text{axe}}(i); \quad i = 1 \dots N_{\text{axe}} \quad (6)$$

avec  $N_{\text{axe}}$  le nombre de colonnes (respectivement de lignes) et  $p_{\text{axe}}(i)$  le “nombre de points segmentés” (après normalisation) dans la colonne (respectivement la ligne)  $i$ . Ces critères permettent d'évaluer la dispersion des points segmentés selon les deux axes : plus l'entropie est élevée, plus les points segmentés sont répartis uniformément sur l'image (le seuil atteint alors le niveau du bruit).

En effectuant une segmentation progressive (on diminue le seuil progressivement), on peut alors voir l'entropie selon les deux axes augmenter, mais pas de façon régulière (voir la figure 6). On peut ainsi observer deux ruptures de pente, dont une très nette, en ordonnée (azimut), et une rupture de pente nette en abscisse (site). Les ruptures de pente sont indiquées par des flèches sur la figure : la rupture 1, seulement visible en azimut, est à un écart-type d'environ 6250 et la rupture 2 à environ 4000.

Pour comprendre la signification de ces irrégularités, regardons les résultats pour des segmentations à des seuils compris entre ces ruptures (figure 5). Nous pouvons ainsi voir que lorsque l'on diminue progressivement le seuil dans le plan moyenne / écart-type, on commence par segmenter l'écho principal. Ensuite, on commence à segmenter le second écho, d'où un saut d'entropie (saut 1), les points segmentés étant regroupés maintenant en 2 groupes au lieu d'un. Et enfin, on segmente le bruit de fond, d'où le saut d'entropie très net (saut 2). Les deux échos segmentés étant parallèles à l'axe des azimuts, la première rupture de pente est seulement visible en azimut : en effet, tout le long de la segmentation, jusqu'à ce que l'on commence à segmenter le bruit, l'axe en site ne “voit” qu'un seul objet segmenté.

La segmentation optimale, c'est-à-dire permettant de voir les deux échos avec une surface maximale, est alors celle dont le seuil correspond à la rupture de pente la plus forte, étant donné que en dessous de celui-ci, on commence à segmenter des éléments du bruit de fond. Le résultat est celui de la figure 4 où on voit bien apparaître deux échos distincts, ce qui peut ensuite permettre de caractériser la mine.

## 4 Conclusion et perspectives

Nous avons vu dans cet article une méthode de segmentation automatique des images sonar SAS utilisant les caractéristiques statistiques de celles-ci (représentation dans le plan moyenne / écart-type). L'automatisation a été ici réalisée en se servant d'un critère (l'entropie) évaluant la dispersion des points segmentés, ce qui permet de différencier une segmentation des échos de celle du bruit de fond. Cette segmentation, nécessitant peu de connaissance *a priori* du résultat, permet de faire de la

détection et de localiser des régions d'intérêt pour la classification des mines sous-marines.

Cette méthode de segmentation est assez robuste, une variation assez importante du seuil ne modifiant pas grandement le résultat : par exemple, dans notre cas, une augmentation du seuil en écart-type de 50% ne modifie pas le nombre d'objets segmentés (2 échos). De plus, avec cette méthode, une correction de gain entre le début et la fin de la scène sur l'image SAS n'est pas nécessaire, les variations étant suffisamment basses fréquences pour ne pas modifier l'écart-type local, qui est ici le critère principal. Mais, cette méthode pourrait être rendue plus performante en prenant une fenêtre de calcul anisotrope pour la représentation moyenne / écart-type, celle-ci permettant de diminuer la variance de l'estimateur.

*Note : Ce travail est soutenu par le Ministère de la Défense et la Marine française (DGA/DCE/GESMA) via le marché numéro 01 – 59 – 918.*

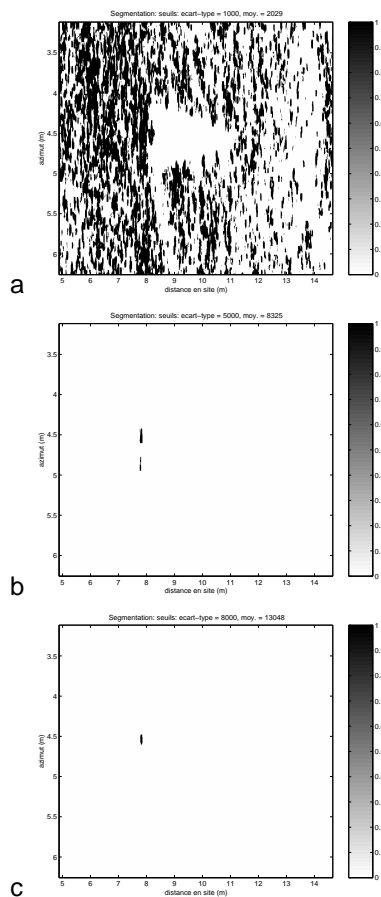


FIG. 5 – segmentations réalisées à différents seuils en écart-type : 1000 (a), 5000 (b) et 8000 (c)

## Références

- [1] J.T. Broach, R.S. Harmon et G.J. Dobeck, conference chair of : “Detection and remediation technologies for mines and minelike targets VII”, *Proc. of SPIE*, vol. 4742, sessions 9 & 10 on underwater detection, Orlando, Florida, USA, Avril 2002.
- [2] O. Basset, “L’apport de données multimodalité et/ou multiparamétriques pour la segmentation d’images ultrasonores. Caractérisation par analyse de texture.”, *HDR Université Claude Bernard – Lyon 1*, Lyon, France, Juillet 2001.
- [3] C. Collet, P. Thourel, M. Mignotte, P. Pérez et P. Bouthemy, “Segmentation markovienne hiérarchique multimodèle d’images sonar haute résolution”, *Traitement du Signal*, vol. 15, n°3, pp. 231 - 250, 1998.
- [4] B. Ogor, “Etude comparative de méthodes de filtrage de speckle et de segmentation en imagerie radar a synthèse d’ouverture”, *Thèse de Doctorat, INSA de Rennes*, Rennes, France, 1997.
- [5] J.S. Lee, “Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images”, *Computer graphics and image processing*, n°17, pp. 24 - 31, 1981.
- [6] D. Coltuc et R. Radescu, “On the homomorphic filtering by channel’s summation”, *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS’02)*, Toronto, Canada, Juin 2002.
- [7] F. Maussang, J. Chanussot, C. Hory et A. Hétet, “Synthetic Aperture Sonar Imagery : Towards a Classification of Under Water Mines in the Mean – Standard Deviation Plane”, *Proc. of Physics in Signal and Image Processing (PSIP’03)*, pp. 137 - 140, Grenoble, France, Janvier 2003.

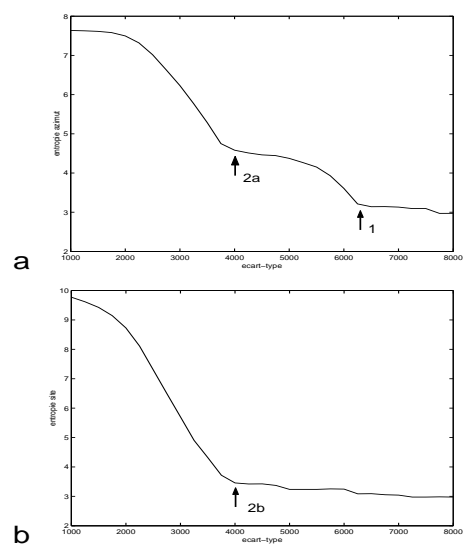


FIG. 6 – variation des entropies en fonction du seuil en écart-type sur l’axe des azimuts (a) et en site (b)