

Détection de cibles sous-marines dans des champs de rides de sable par imagerie sonar

Laurent PICARD, Alexandre BAUSSARD, Gilles LE CHENADEC, Isabelle QUIDU

ENSTA Bretagne / Lab-STICC (UMR CNRS 6285), 2 rue François Verny, 29806 Brest Cedex 9
laurent.picard@ensta-bretagne.org

Résumé – La sécurité et la surveillance des fonds marins sont des enjeux importants pour les forces navales. Dans cette étude, nous exploitons des images sonar pour la détection de mines sous-marines. Nous considérons ici uniquement les champs de rides de sable. En effet, ces zones sont connues pour être particulièrement difficiles en terme de détection car elles conduisent généralement à des taux de fausse alarme ou de non détection importants. Nous proposons d'utiliser le signal monogène et le concept de dimension intrinsèque, dans un cadre multi-échelle, afin d'extraire des informations sur les champs de rides de sable et de définir un détecteur dédié à cet environnement particulier. Les performances de ce détecteur sont alors évaluées à partir d'une base de données d'images réelles.

Abstract – In the mine warfare context, performances of automatic target recognition (ATR) processes are known to highly depend on the underwater environment. In this study, we focus on the detection of mine-like-objects (MLO) in sand ripple seafloors. This particular seafloor type impacts detector performance by decreasing the detection probability and increasing the number of false alarms. To tackle this issue, we propose a method based on the monogenic signal and the concept of intrinsic dimensionality. The proposed detection algorithm is assessed on a set of real synthetic aperture sonar (SAS) images containing various mine-like targets is lying on a rippled seafloor.

1 Présentation de la problématique

La sécurité et la surveillance des fonds marins nécessitent l'utilisation de systèmes dédiés permettant la détection des cibles potentiellement dangereuses pour la navigation. Dans le contexte de la guerre des mines, l'utilisation des sonars latéraux s'est généralisée pour fournir une image haute-résolution du fond. Sur ces dernières, on cherche alors à définir des méthodes de détection et de reconnaissance automatiques de cibles (ATR) performantes. Plusieurs applications sont alors visées comme l'aide à la décision pour un opérateur ou l'incorporation de ces d'algorithmes directement dans des systèmes autonomes.

De manière classique, la détection d'un objet se base sur la détection d'une paire écho-ombre (voir Figure 1.(a)) caractéristique d'une structure posée sur le fond marin. L'écho correspond à la rétrodiffusion de l'onde acoustique sur l'objet (de plus forte intensité) alors que l'ombre (de faible intensité) correspond à la zone du fond occultée par l'objet. La taille de cette dernière dépend alors de la configuration d'acquisition. L'analyse de ces formes contribue à la phase de reconnaissance (mine - non mine).

Cependant, ces algorithmes ATR doivent faire face à la variabilité de l'environnement marin. Dans l'image sonar, cette variabilité provoque des textures diverses pouvant cacher la paire écho-ombre d'une cible ou apporter de la confusion par la création d'une forte densité d'échos et d'ombres dans une zone donnée, comme nous pouvons le constater sur les Figures 1(c) et (d). En particulier, nous remarquons que les rides de sable (voir Figure 1(c)) font apparaître une succession de paires

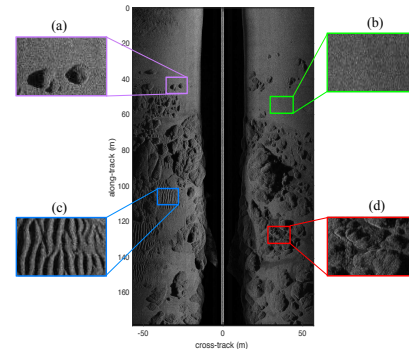


FIGURE 1 – Image issue d'un sonar latéral.

écho-ombre qui induisent inévitablement un taux de fausse alarme élevé. De plus, la forme particulière de ces fonds (sorte de toile ondulée) peut également s'avérer propice à cacher des objets. Par conséquent, les performances des chaînes ATR sont fortement dégradées dans de telles zones selon [1]. Les zones homogènes (voir Figure 1(b)) sont celles qui auront des performances en ATR très élevées.

Nous proposons ici d'étudier de manière spécifique les champs de rides de sable afin de définir un détecteur spécialisé performant. De fait, nous considérons que nous avons au préalable localisé ces champs de rides à l'aide de la méthode que nous avons présenté dans [2]. Nous proposons ici d'utiliser les mêmes outils que ceux utilisés dans ce précédent travail qui sont le signal monogène et la dimension intrinsèque. Le signal monogène, présenté dans la section 2 est l'extension multi-

dimensionnelle du signal analytique. Il permet d'extraire des informations énergétiques, géométriques et structurelles sur des signaux bidimensionnels. Ces informations sont orthogonales et peuvent être obtenues dans le cadre d'une analyse multi-échelle. Le concept de dimension intrinsèque, introduit dans le paragraphe 3, permet d'analyser des structures particulières d'une image. A partir de ces outils, nous proposerons une caractérisation des champs de rides de sable en termes de longueurs d'onde, de crêtes et de vallées dans la section 4. Cette analyse nous permet de définir à la section 5 une carte dans laquelle la détectabilité d'un objet posé dans un champ de rides est rendue plus évidente. L'application d'un détecteur à taux de fausse alarme constant (TFAC) permet alors de détecter et localiser les objets. Un post-traitement vérifiant la présence d'une ombre de forme caractéristique est alors utilisé pour limiter le nombre de fausses alarmes et obtenir ainsi des performances supérieures à celle d'un algorithme de la littérature.

2 Le signal monogène multi-échelle

Le signal analytique est un outil bien connu en traitement de l'information. Il permet de représenter un signal monodimensionnel (1D) réel à bande étroite par deux informations orthogonales qui sont l'enveloppe locale (qui représente une information énergétique) et la phase locale (qui représente une information de structure). Il est basé sur la transformée de Hilbert.

Différentes solutions ont été proposées pour l'étendre aux signaux multidimensionnels. Felsberg and Sommer ont notamment proposé dans [3] le signal monogène. Il est basé sur la transformée de Riesz qui est l'extension multidimensionnelle de la transformée de Hilbert. D'autre part, dans [4] ils ont montré que le signal monogène s'inscrivait par définition dans la théorie de l'espace d'échelle via les noyaux de Poisson. L'utilisation de filtres basés sur des différences de noyaux de Poisson (DoP - pour *Difference of Poisson*) permet alors d'analyser les images à certains niveaux de détails permettant une analyse multi-échelle.

Soit $f^{(p)}$ la version filtrée du signal 2D f par le filtre DoP $H^{(p)}$ à l'échelle p . Soient $F^{(p)}$ et F leur version dans le domaine fréquentiel. Le signal monogène dans le domaine fréquentiel, à cette échelle, est alors donné par le vecteur

$$\begin{bmatrix} F^{(p)} \\ F_1^{(p)} \\ F_2^{(p)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H^{(p)} F \\ R_1 H^{(p)} F \\ R_2 H^{(p)} F \end{bmatrix}, \quad (1)$$

où $R_{k=1,2}$ est un noyau de Riesz.

En plus des informations énergétique $A^{(p)}$ et structurelle $\phi^{(p)}$ à chaque niveau d'échelle p , qu'on retrouve dans le signal analytique 1D, cette définition permet de faire apparaître une information géométrique à travers l'orientation locale $\theta^{(p)}$. Ces

informations, qui sont orthogonales, sont données par

$$A^{(p)} = \sqrt{f^2 + f_1^{(p)2} + f_2^{(p)2}}, \quad (2a)$$

$$\phi^{(p)} = \arctan \frac{\sqrt{f_1^{(p)2} + f_2^{(p)2}}}{f}, \quad (2b)$$

$$\theta^{(p)} = \arctan f_2^{(p)2} / f_1^{(p)2}, \quad (2c)$$

$\phi^{(p)}$ et $\theta^{(p)}$ varient entre $-\pi/2$ et $\pi/2$.

3 La dimension intrinsèque

La dimension intrinsèque (DI) est un outil qui permet d'extraire et d'analyser des structures dans une image. Elle a d'abord été introduite par Zetsche and Barth [5] sous sa forme discrète. La figure 2 illustre des exemples d'images représentant les trois valeurs possibles de la dimension intrinsèque. Une dimension intrinsèque de zéro (i0D) représente un signal 2D constant (aucune structure). Une dimension intrinsèque de 1 (i1D) représente un signal 2D qui ne varie que dans une direction donnée (comme un trait, un contour). Une dimension intrinsèque de 2 (i2D) représente un signal 2D qui sera ni i0D, ni i1D (comme un coin, une jonction, une texture ne présentant pas de direction privilégiée).

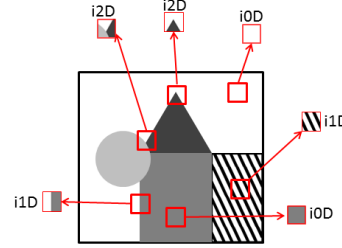


FIGURE 2 – Exemples d'images de différentes dimensions intrinsèques .

Pendant, dans des images réelles on trouve généralement des mélanges de ces trois classes. De plus, la présence de bruit peut conduire à n'obtenir que des images i2D. C'est pourquoi il a été proposé dans [6] une formulation continue (DIC). Le problème de détection d'un type de DI devient alors un problème d'estimation d'un degré de confiance en tel ou tel type de DI. Nous avons alors trois paramètres c_{i0D} , c_{i1D} and c_{i2D} qui nous donnent le degré de confiance qu'une image appartient respectivement à une structure i0D, i1D ou i2D. La somme de ces c_{ikD} , $k = \{0, 1, 2\}$, est égale à 1, ce qui en fait des paramètres complémentaires.

Du fait de la limitation du nombre de pages, il ne nous est pas possible de détailler ici la théorie associée. Nous proposons donc au lecteur intéressé par les aspects théoriques de se référer à [6].

Le premier point particulièrement intéressant à noter ici est que M. Felsberg a montré qu'il était possible d'estimer ces coefficients à partir du signal monogène [3]. Cela permet d'obte-

nir les valeurs des DIC en chaque pixel de l'image et non plus pour des imagettes. Le deuxième point important est la conséquence du point le précédent. Le signal monogène pouvant être défini dans un cadre multi-échelle, il est donc possible de définir aussi la dimension intrinsèque continue dans ce dernier. Dans la suite, nous noterons les DIC à l'échelle p : $c_{ikD}^{(p)}$ avec $k = 0, 1, 2$. A une échelle donnée p_1 nous avons toujours la propriété que la somme des $c_{ikD}^{(p_1)}$, $k = \{0, 1, 2\}$, est égale à 1.

4 Caractérisation des rides de sable

En s'appuyant sur les travaux présentés dans [7], il est possible de définir une analyse multi-échelle à partir des filtres DoP qui permettent d'analyser les niveaux de détails d'intérêt dans notre image sonar en vue d'applications en ATR. Ainsi, puisque la dimension des pixels d'une image sonar est connue, nous avons proposé d'utiliser une succession de $N = 12$ filtres passe-bande DoP pour analyser des détails allant de 0.25 m jusqu'à 2.5 m, soit un intervalle dont les bornes correspondent aux tailles minimales et maximales des mines sous-marines recherchées.

La Figure 3 propose une illustration des informations issues du signal monogène et des dimensions intrinsèques continues pour une imagerie sonar contenant des rides de sable avec et sans cible. Nous ne présentons uniquement les informations pour 4 des 12 échelles. Cette image est issue d'une base de données qui nous a été fournie par le CMRE (Center for Maritime Research and Experimentation).

On constate sur la figure de gauche que la forme sinusoïdale de la texture provoquée par les rides de sable implique que les différents filtres passe-bande (1ère ligne) ne réagissent pas tous de la même manière. En effet, le filtre dont la bande-passante sera la plus proche de la fréquence des rides de sable aura une réponse plus forte que les autres, qui filtreront quant à eux le signal initial. Nous pouvons alors constater que c'est le filtre pour l'échelle $p = 4$ qui réagit le mieux, alors que les rides de sable sont de plus en plus filtrées lorsqu'on va de $p = 8$ vers $p = 12$. On peut faire les mêmes remarques concernant l'information d'amplitude locale fournie par le signal monogène (2ème ligne) qui correspond à l'énergie du signal filtré. Si l'on s'intéresse maintenant à l'information portée par l'orientation locale (3ème ligne), on note qu'elle nous informe sur l'orientation du champ de rides en chaque pixel. Par ailleurs, on constate que cette information est significative lorsque les rides sont toujours présentes dans l'image filtrée (*i.e.* pour $j = 1$ et $j = 4$). Pour ces niveaux de détail, l'orientation locale est grossièrement homogène à travers l'image et correspond à un angle de 0.78 rad, soit 45° (ce qui correspond bien à l'orientation de la forme sinusoïdale dans l'imagette initiale). Si l'on s'attarde maintenant sur l'information de phase, nous constatons là encore que cette information semble plus pertinente pour des niveaux de détail où les rides sont toujours présentes dans l'image filtrée. On remarque que le caractère ondulé des rides apparaît bien dans cette information, comme cela est attendu.

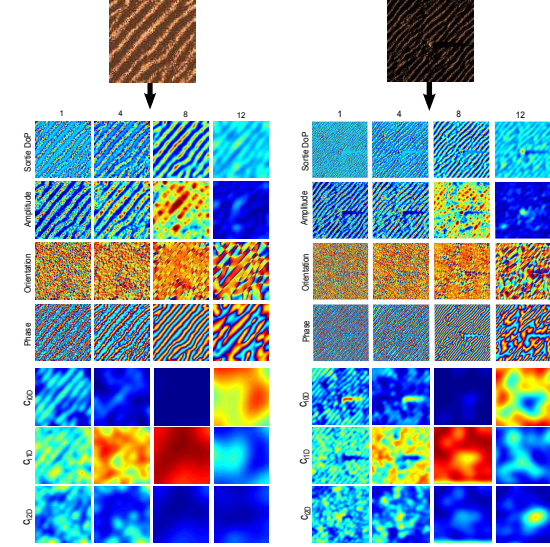


FIGURE 3 – Analyse de deux imagerie sonar représentant à gauche un champ de rides de sable et à droite un champ de rides de sable avec présence d'un objet de type mine.

La Figure de droite propose ces mêmes informations mais cette fois pour une imagerie représentant une mine posée dans un champ de rides de sable. On constate deux modifications majeures par rapport au cas précédent. Premièrement, la cible n'est pas filtrée de la même façon que les rides de sable. L'écho est toujours présent dans l'information d'amplitude monogène pour $p > 4$. Deuxièmement, pour $p = 4$, on constate que l'ombre de l'objet rompt la structure du champ de rides et apparaît comme une information dont la phase possède une valeur particulière (proche de -1.57 rad, *i.e.* 90°).

En ce qui concerne la dimension intrinsèque, nous allons l'exploiter ici uniquement pour connaître l'échelle correspondant à la longueur d'onde des rides de sable (nous l'exploitons de façon plus poussée dans l'étape de segmentation [2]). En effet, comme le montrent les résultats de la figure 3, la dimension intrinsèque de 1, c_{i1D} , a des valeurs très proches de 1 à l'échelle correspondant à la longueur d'onde des rides de sable, ici pour $p = 4$. On peut estimer cette échelle en chaque pixel de l'imagette :

$$S(\mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{p \in \{1, N\}} \left(c_{i1D}^{(p)}(\mathbf{x}) \right). \quad (3)$$

5 Détection d'objets dans les champs de rides de sable

Puisque l'écho d'une cible persiste dans l'information d'amplitude pour des niveaux de détail supérieurs à celles des rides de sable, nous proposons d'en tenir compte en définissant une carte des échos E qui est la moyenne de l'amplitude sur les niveaux de détail supérieurs à l'échelle des rides de sable :

$$E(\mathbf{x}) = \frac{1}{N - \hat{S}} \sum_{p=\hat{S}+1}^N A^{(p)}(\mathbf{x}), \quad (4)$$

où $A^{(p)}(x)$ est l'amplitude au pixel x de l'échelle p et \bar{S} est la valeur moyenne des échelles des rides de sable dans la zone anisotrope considérée.

La figure 4.b, propose un exemple de carte d'écho E obtenue. Sur cette carte est appliqué un détecteur à taux de fausse alarme constant (TFAC). Un exemple de résultat de détection est proposé à la figure 4.d (points rouges). Il existe alors un certain nombre de fausses alarmes (dans l'exemple une seule de ces détections est correcte). Afin de réduire celles-ci nous vérifions que les échos détectés sont bien associés à la présence d'une ombre. Pour cela nous exploitons l'information de phase. Comme indiqué dans la section précédente, la présence d'une cible dans les rides de sable va induire la présence d'une rupture dans la structure de la phase. Une simple segmentation par seuillage de la carte associée à la phase permet de faire ressortir les zones d'ombres (voir Figure 4.c). Il suffit alors de vérifier la présence et la taille de l'ombre derrière l'écho détecté (fonction de la configuration d'acquisition) pour valider ou non que celui-ci est potentiellement lié à une mine ou non. La détection retenue est celle entourée en vert à la figure 4.d. Grâce à la vérité terrain nous savons que nous obtenons une bonne détection et que nous avons bien supprimé les fausses alarmes.

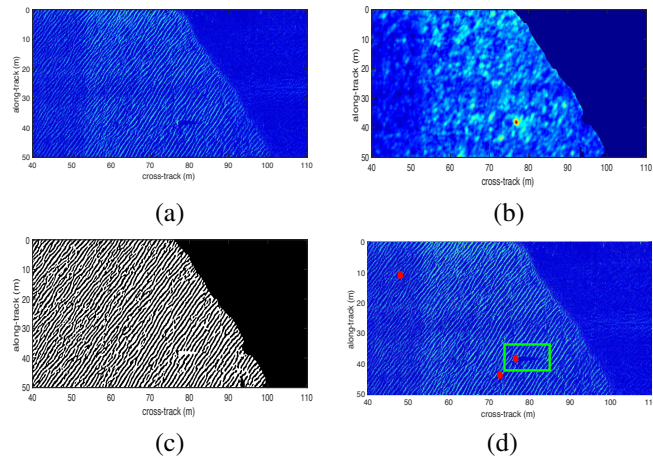


FIGURE 4 – (a) image sonar extraite de la base de données CMRE. (b) carte des échos E . (c) carte des zones d'ombre. (d) carte de détection : les points rouges correspondent aux détections sans prise en compte de l'ombre, la cible retenue avec prise en compte de l'ombre est entourée en vert.

Dans la communauté de la chasse aux mines, le détecteur proposé par D.P. Williams [8] est actuellement considéré comme la référence. Même si ce dernier est utilisé par l'auteur de manière indépendante du type de fond, nous proposons de comparer ces résultats avec notre approche, et ce, uniquement dans les zones de rides de sable apparaissant dans 300 images sonar (de 5500 m² chacune). Cette comparaison est illustrée à la Figure 5 où nous présentons également les résultats de notre détecteur d'échos seul. On y constate que les probabilités de détection sont extrêmement proches. Cependant, il existe une réelle différence sur le nombre de fausses alarmes au km². En

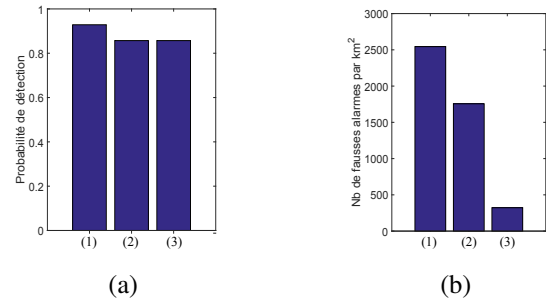


FIGURE 5 – Comparaison de la probabilité de détection (a) et du nombre de fausses alarmes par km² (b) entre notre détecteur d'écho seul (1), le détecteur de D.P. Williams (2) et le détecteur d'écho et d'ombre que nous proposons (3).

effet, nous obtenons une diminution d'un rapport 7 entre notre détecteur et celui de D.P. Williams.

6 Conclusion

Dans cet article nous avons proposé d'exploiter le signal monogène et la dimension intrinsèque pour définir un détecteur dédié à la détection d'objets dans des rides de sables par imagerie sonar. Les résultats obtenus ont été comparés avec un algorithme de la littérature. Principalement, ils démontrent qu'une prise en compte de caractéristiques environnementales permet de limiter fortement le taux de fausse alarme.

Références

- [1] O. Daniell, Y. Petillot, and S. Reed. Unsupervised seafloor classification for automatic target recognition. In I. Quidu, V. Myers, and B. Zerr, editors, *International Conference on Detection and Classification of Underwater Targets*, Brest, 2012. Cambridge Scholars.
- [2] L. Picard, A. Baussard, G. Le Chenadec, and I. Quidu. Seafloor characterization for ATR applications using the monogenic signal and the intrinsic dimensionality. In *IEEE/OES & MTS OCEANS conference*, Monterey, 2016.
- [3] M. Felsberg and G. Sommer. The monogenic signal. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 49(12) :3136–3144, 2001.
- [4] M. Felsberg and G. Sommer. The monogenic scale-space : A unifying approach to phase-based image processing in scale-space. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 21(12) :5–26, 2004.
- [5] C. Zetzsche and E. Barth. Fundamental limits of linear filters in the visual processing of two-dimensional signals. *Vision Research*, 30(7) :1111–1117, 1990.
- [6] M. Felsberg, S. Kalkan, and N. Krüger. Continuous dimensionality characterization of image structures. *Image and Vision Computing*, 27(6) :628–636, 2009.
- [7] D.G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. In *IEEE 7th International Conference on Computer Vision*, volume 2, pages 1150–1157, 1999.
- [8] D.P. Williams. Fast target detection in synthetic aperture sonar imagery : A new algorithm and large-scale performance analysis. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 40(1) :71–92, 2015.