
Segmentation texturales des images sonar des fonds marins par une approche variationnelle basée région

Karoui Imen^{1,*} ; Fablet Ronan² ; Boucher Jean-Marc¹ ; Augustin Jean-Marie²

¹ GET, ENST Bretagne, CNRS TAMCIC, CS 83818, 29238 Brest, FRANCE

² Ifremer, TSI-STH, Technopôle Brest Iroise, 29280 Plouzané, FRANCE

*: Corresponding author : Karoui Imen, email address : Imen.Karoui@ifremer.fr

Abstract:

We propose a new region-based segmentation of textured sonar images with respect to seafloor types. We characterize sea-floor types by a set of empirical distributions estimated on texture responses to a set of different filters and we introduce a novel similarity measure between sonar textures in this attribute space. Our similarity measure is defined as a weighted sum of Kullback-Leibler [20] divergence between texture features. The texture similarity measure weight setting is twofold: first we weight each filter, according to its discrimination power, the computation of these weights are issued from the margin maximization criterion. Second, we add an additional weighting, evaluated as an angular distance between the incidence angles of the compared texture samples, to cope with the problem related to the sonar image acquisition process that leads to a variability of the backscattered (BS) value and the texture aspect with the incidence angle range. Our segmentation method is stated as the minimization of a region-based functional that involves the similarity between region texture based statistics and prototype ones and a regularization term that imposes smoothness and regularity on region boundaries. The proposed approach is implemented using level-set methods [2], and the functional minimization is done using shape derivative tools introduced in [1].

Keywords: Texture, sea-floors, feature selection, incidence angle dependency, segmentation, region based approach, level sets.

Résumé:

Nous proposons une nouvelle méthode formulée au niveau région pour la segmentation texturale d'images sonar haute résolution. Nous caractérisons les différents types de fonds marins par des descripteurs de texture sous forme de distributions de leurs réponses à un ensemble de filtres,

estimées sur la globalité des régions et nous définissons une nouvelle mesure de similarité adaptée à la discrimination entre fonds marins dans l'espace de ces descripteurs. Notre mesure de similarité est une somme doublement pondérée de divergence de Kullback-Leibler [20] entre les descripteurs de textures: la première pondération permet la sélection des filtres les plus pertinents pour la discrimination entre textures et la deuxième pondération est angulaire et elle permet de tenir compte de la variation des descripteurs de texture en fonction des angles d'incidence. La méthode de segmentation est formulée dans un cadre variationnel. La fonctionnelle d'énergie associée fait intervenir deux termes. Le premier est un terme qui évalue l'homogénéité des régions selon la mesure de similarité pondérée entre les statistiques estimées sur les différentes régions de l'image et les prototypes relatifs aux différents types de fonds marins. Le deuxième terme contraint la régularité des frontières entre régions. La minimisation de la fonctionnelle est effectuée par descente du gradient et exploite les outils de dérivation de forme introduits dans [1] et la méthode est implémentée selon la technique des ensembles de niveaux [2].

Mots clé

Texture, fonds marins, sélection des descripteurs, dépendance angulaire, segmentation, approche région, ensembles des niveaux.

I. INTRODUCTION

La caractérisation automatique des fonds marins et la mise en place d'algorithmes de segmentation d'images sonar en zones acoustiquement homogènes (sable, roche, gravier, vase etc) ont permis le développement de nombreuses applications à usage scientifique, industriel et militaire. On peut citer la cartographie sous marine, l'étude scientifique de la dynamique sédimentaire, la localisation et le suivi du volcanisme sous-marin, l'activité pétrolière offshore, les pêcheries localisées et la détection de mines [26], [27], [6], [7].

Dans la littérature, les principaux travaux en identification et classification des fonds marins ont exploité la réflectivité du signal (le niveau de gris dans l'image). Plusieurs lois de distributions de la loi marginale de la réflectivité ont été utilisées: loi de Rayleigh, loi de Weibull, loi K etc [3], [4], [5], [6], [7]. Ces statistiques du premier ordre ne permettent pas toutefois, de prendre en compte les caractéristiques texturales des images sonar alors que cette information de texture est déterminante dans la capacité des experts à discriminer les différents types de fonds. La figure 1 fournit un exemple typique de textures sonar relatives à différents types de fonds marins (sable, rides de sable et vase).

Le but de ce travail est d'exploiter l'information de texture pour caractériser les fonds marins texturés et de proposer un algorithme de segmentation adapté aux spécificités des images sonar de fonds marins. Dans la littérature, de nombreux descripteurs ont été proposés pour caractériser les textures dans les images

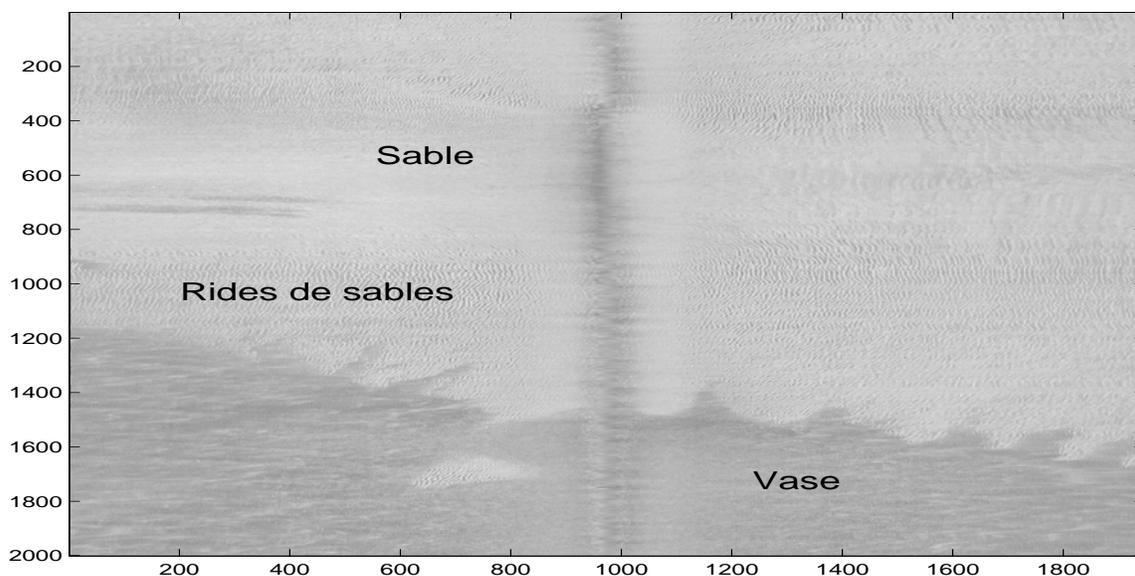


Fig. 1. Image typique issue d'un sonar à balayage latéral pour une zone de vase, sable et rides de sable (Rebent, Ifremer).

naturelles. En particulier, les paramètres d'Haralick calculés à partir des matrices de co-occurrence [8], les coefficients de Gabor et d'ondelettes sont parmi les descripteurs les plus utilisés et les plus efficaces [9], [10], [11], [12], [13]. Des études récentes ont souligné l'intérêt des distributions locales d'attributs locaux de textures comme descripteurs [14], [18], [16], [17], [19]. Motivés par ces conclusions, nos travaux visent à exploiter de manière optimale un ensemble de caractéristiques de textures définies à partir de distributions de co-occurrence, de distributions empiriques des énergies calculées à partir de la réponse des textures à des filtres de Gabor et d'ondelettes. Les performances de ces différents types de descripteurs dépendent des valeurs des paramètres pour lesquels ils sont calculés. La majorité des méthodes utilisées dans la littérature fixent arbitrairement les valeurs de ces paramètres et le problème de la sélection d'un ensemble de descripteurs pertinents est rarement abordé. Les études qui proposent des techniques pour la sélection des paramètres et des attributs de textures les plus discriminants dépendent généralement de l'algorithme de la classification et du critère de sélection utilisés et n'opèrent pas sur des descripteurs sous forme de distributions de probabilité mais sur des descripteurs scalaires classiques. Ici, nous proposons de considérer le problème de sélection à travers la définition d'une mesure de similarité adaptée aux caractéristiques de textures pertinentes vis à vis d'un jeu de textures d'apprentissage. Cette mesure de similarité est définie comme une somme pondérée des divergences de Kullback-Leibler [20] des distributions caractéristiques élémentaires liées à un type de descripteurs (co-occurrence, Gabor ou

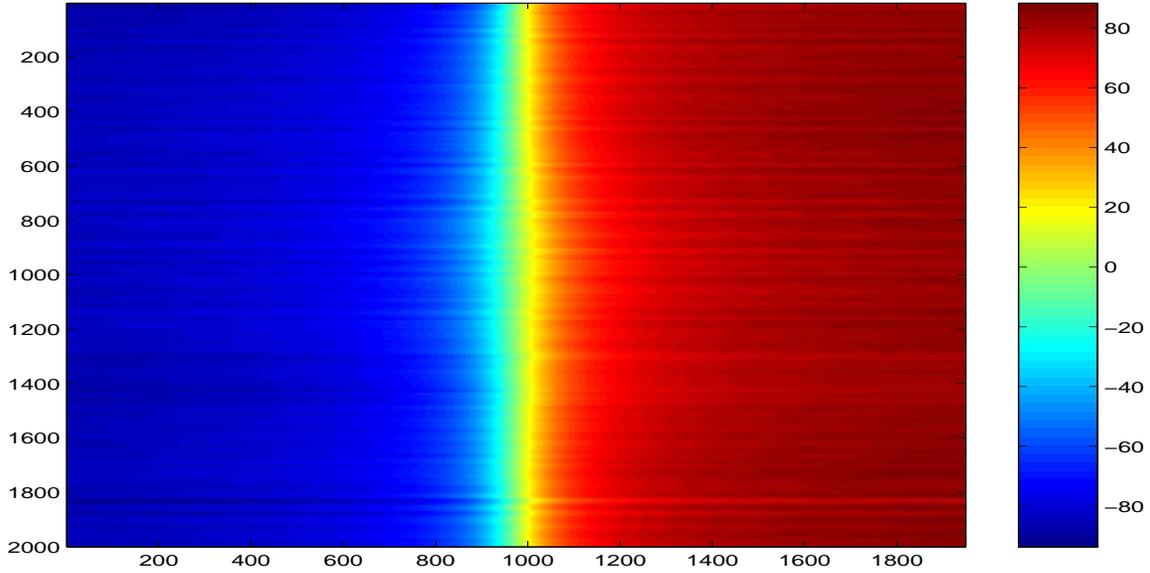


Fig. 2. Valeurs des angles d'incidence pour les différents pixels de l'image de la figure 1: les valeurs sont entre -85° et 85° .

ondelette) et à un jeu de paramètres donné. Dans un cadre supervisé, cette mesure de similarité est ajustée à partir de la maximisation du critère de la marge totale pour un ensemble d'exemples de textures sonar. Outre le fait de fournir une sélection des caractéristiques les plus pertinentes, cette mesure de similarité permet de fusionner différents types de descripteurs de textures et est directement exploitable pour formuler le problème de segmentation des images sonar.

Contrairement aux images optiques qui sont généralement acquises avec une exposition équivalente pour tous les pixels, la réflectivité de chaque type de fond est liée à l'angle d'incidence de l'onde acoustique par rapport au fond marin. La figure 2 présente les valeurs des angles d'incidences pour les différents pixels de l'image de la figure 1. La figure 3 présente la variation de la réflectivité moyenne pour les différents types de fonds (vase, rides de sable et sable) présents dans l'image de la figure 1.

Outre cette variation de la valeur moyenne rétro-diffusée en fonction de l'incidence, la formation des images sonar induit également une variation des caractéristiques texturales des différents types de fonds marins en fonction de l'incidence. En effet, dans les images sonar, la texture est produite par la micro-bathymétrie locale: les pentes du micro-reliefs orientées vers le bateau sont de meilleurs réflecteurs (en foncé sur l'image Fig.4) que les pentes opposées qui créent une zone d'ombre (en clair sur l'image Fig.4). Cette alternance entre les zones d'ombre et celles de grande réflexion se traduisent par des textures qui représentent le même type de fond. Avec la variation de l'angle d'incidence, la portée de l'ombre varie

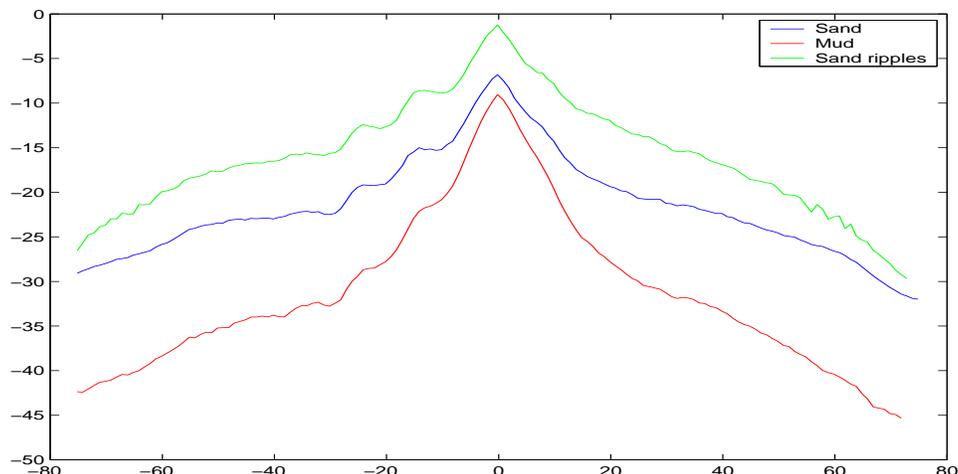


Fig. 3. Variation de la réflectivité moyenne en fonction des angles d'incidence pour différents types de fonds: rides de sable, sable et vase.

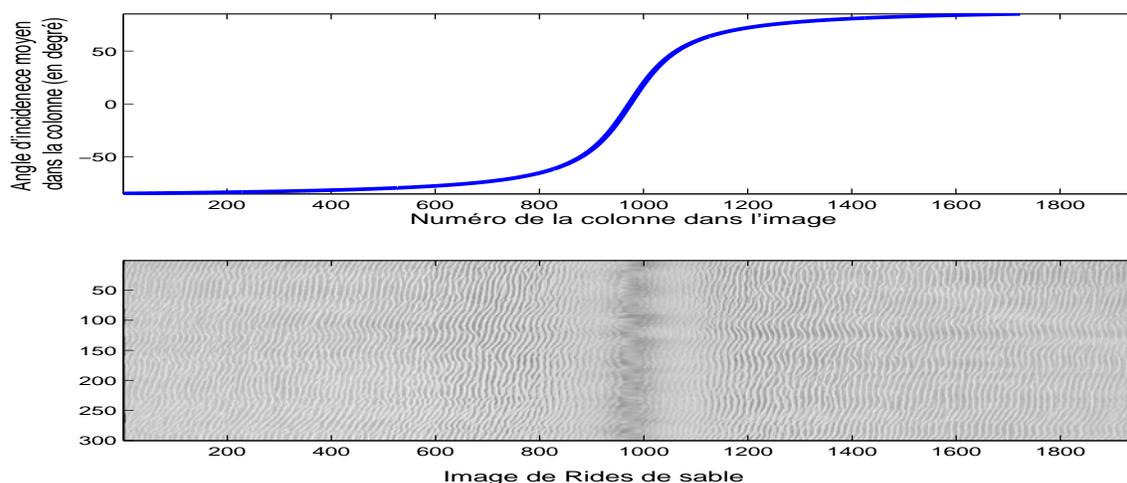


Fig. 4. Texture de rides de sable le long de la fauchée: en haut l'évolution des angles moyens d'incidence le long des colonnes de l'image et en bas le fond de rides de sable.

et modifie ainsi l'aspect des textures (voir Fig.4). Cette variation de l'aspect visuel des textures sonar en fonction de l'angle d'incidence peut aisément être mise en évidence par les variations des descripteurs texturaux. Les figures 5, 6 et 7 présentent respectivement, deux matrices de co-occurrence calculées sur deux échantillons de textures d'un même type de fond (respectivement des zones de rides de sable, de vase et de roche) mais situés dans deux secteurs angulaires différents: le secteur des grandes valeurs d'angles d'incidences ($[-80^\circ, -60^\circ]$) et le secteur des faibles angles d'incidence ($[-40^\circ, -5^\circ]$). Les matrices sont

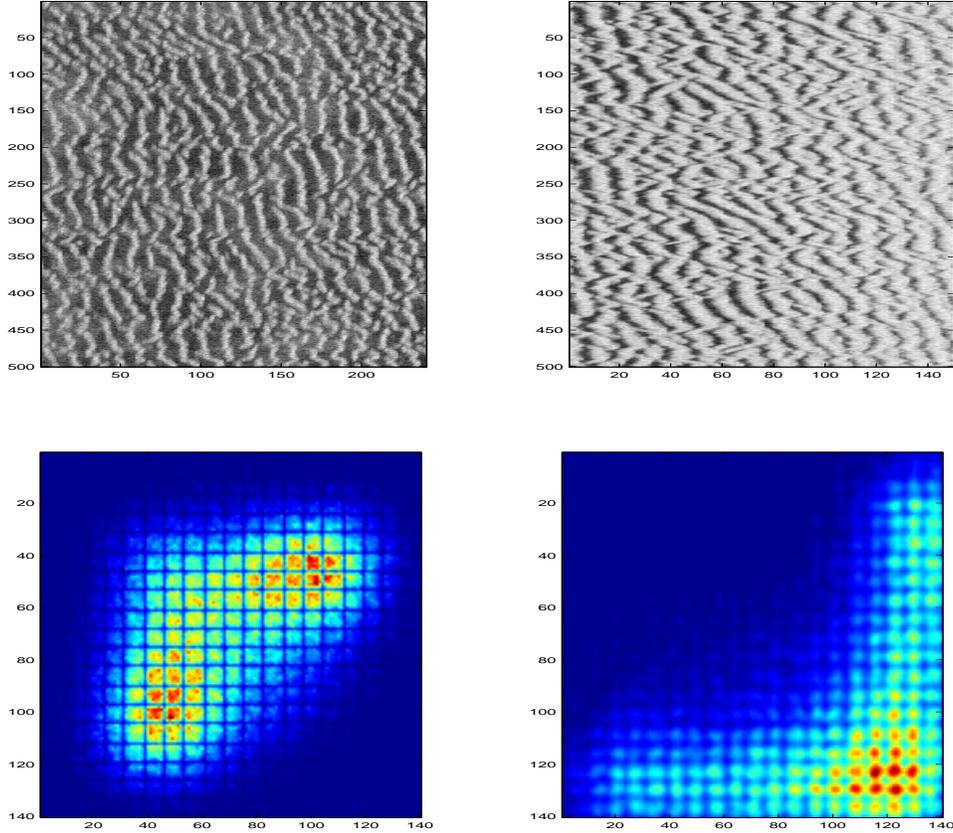


Fig. 5. Échantillons de rides de sable et leurs matrices de co-occurrence pour deux secteurs angulaires: à gauche le secteur angulaire $[-80^\circ, -60^\circ]$ et à droite $[-40^\circ, -5^\circ]$.

calculées pour le vecteur de paramètres $(d, \theta) = (6, 0^\circ)$. Les deux matrices de co-occurrence des rides de sable ont des allures très différentes. Cette variation est due à la perte de contraste dans les rides de sable dans le secteur $[-40^\circ, -5^\circ]$ à cause de la prédominance de l'ombre dans cette zone. Pour la vase, qui est un type de fond plus homogène et plus plat que les rides de sable, les matrices de co-occurrence ont la même allure. La différence entre les deux matrices de co-occurrence se limite à une translation selon la diagonale des valeurs non nulles de la matrice. Ce décalage est l'effet de la variation de la valeur de la réverbération moyenne en fonction de l'incidence. La roche a une texture grossière et peu régulière, la différence entre ses deux distributions de co-occurrence est également importante du fait de l'effet de l'ombre, plus visible sur ce type de fond. Nous proposons de tenir compte de ces variations des caractéristiques texturales sonar dans la définition de la mesure de similarité basée texture des fonds marins à travers une pondération angulaire.

Étant donné cette mesure de similarité, le problème de segmentation des images sonar est formulé

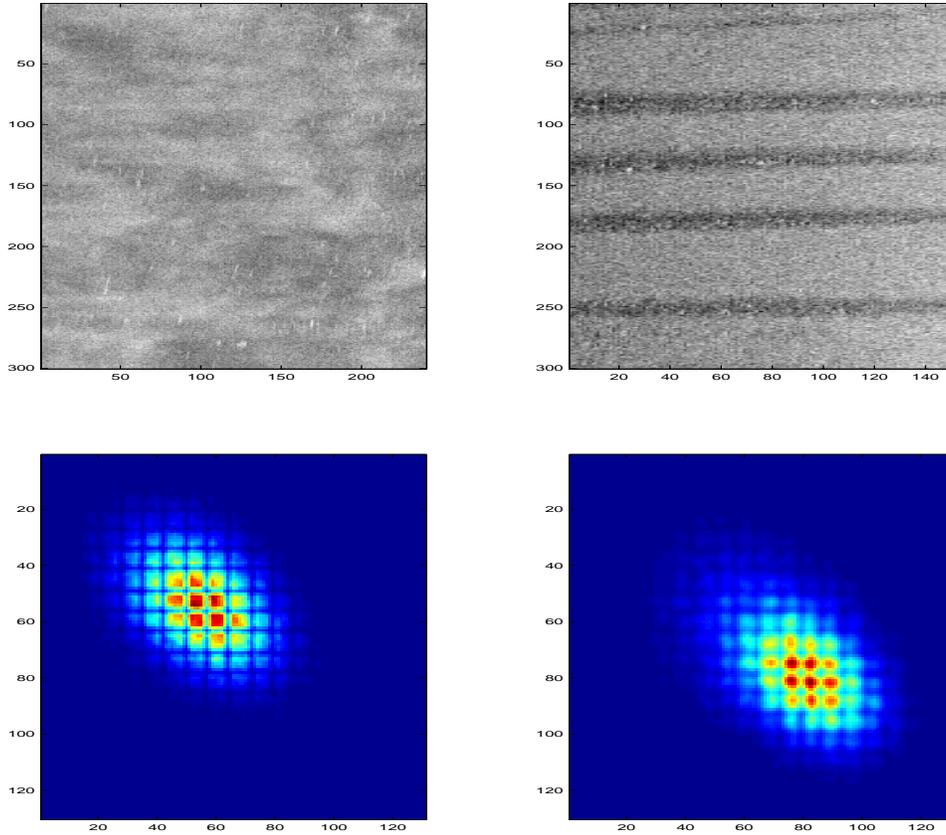


Fig. 6. Échantillons de vase et leurs matrices de co-occurrence pour deux secteurs angulaires: à gauche le secteur angulaire $[-80^\circ, -60^\circ]$ et à droite $[-40^\circ, -5^\circ]$.

comme la recherche de régions associées à un ensemble a priori de types de fonds marins au sens d'un critère de texture. De manière générale, les méthodes de segmentation peuvent être divisées en deux grandes familles: les approches basées pixel et les approches basées région. Les approches basées pixel consistent à associer à chaque pixel une classe à partir de descripteurs locaux soit indépendamment les uns des autres soit en tenant compte d'une information contextuelle. Comme principales méthodes de cette catégorie, nous pouvons citer les classificateurs à minimum de distance et la segmentation bayésienne markovienne. Les approches basées région, par opposition aux approches basées pixel, forment directement le problème de la segmentation au niveau des régions comme la recherche de la partition optimale de l'image. Cette catégorie de méthodes englobe les algorithmes par croissance des régions [15], les méthodes par fusion-division (split and merge) [16] et certaines méthodes basées sur les régions ou contours actifs [1]. Cette dernière approche est plus adaptée au cas des textures. En effet la notion de texture est par définition relative à une information non strictement ponctuelle qui n'a de

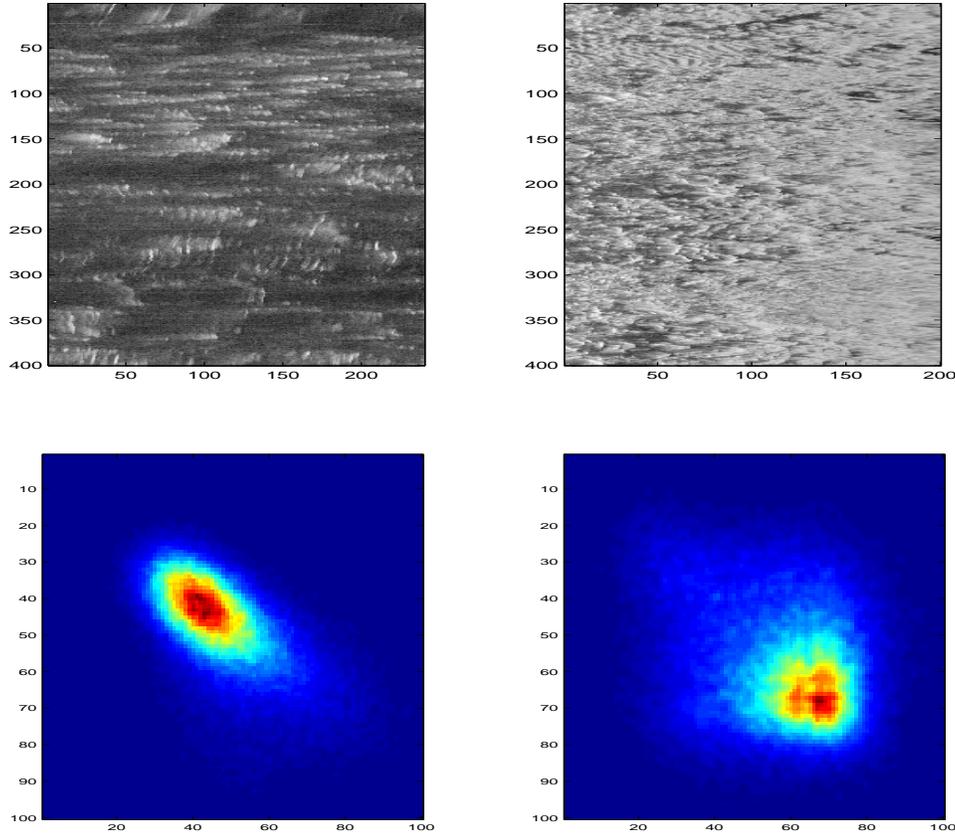


Fig. 7. Échantillons de roches et leurs matrices de co-occurrence pour deux secteurs angulaires: à gauche le secteur angulaire $[-80^\circ, -60^\circ]$ et à droite $[-40^\circ, -5^\circ]$.

sens que sur une certaine étendue. La formulation région est dans ce sens plus naturelle. Contrairement à l'approche basée pixel, l'approche région s'affranchit du problème du choix de la taille du support spatial sur lequel sont estimées les caractéristiques de textures (l'estimation des attributs de textures est faite sur la globalité des régions). Dans notre cas, l'approche région est également cohérente avec le choix des distributions de probabilité pour caractériser les textures, attributs qui ne sont pertinents qu'en considérant un support spatial suffisant. Nous proposons plus particulièrement une approche basée région variationnelle. Le critère variationnel utilisé exploite à la fois la mesure de similarité des textures que nous proposons et des termes de régularisation de la partition de l'image en région. La minimisation est réalisée suivant la technique des ensembles de niveaux.

L'article est divisé en trois parties. Dans la première partie nous introduisons la mesure de similarité des caractéristiques texturales sonar des fonds marins et nous décrivons la méthode de sélection des descripteurs de texture les plus pertinents. Dans la deuxième partie, nous détaillons l'algorithme de

segmentation basée région et dans la troisième partie nous présentons et discutons des résultats obtenus sur des images issues d'un sonar à balayage latéral.

II. MESURE DE SIMILARITÉ ENTRE FONDS MARINS

Comme indiqué précédemment, la non-stationnarité des textures sonars vis à vis de l'incidence du signal sonar des fonds marins doit être prise en compte pour définir une mesure pertinente de la similarité des textures sonar. Pour ce faire, nous proposons de considérer une partition du domaine angulaire en J secteurs pour lesquels les textures sont supposées stationnaires. Pour chaque secteur angulaire, les textures sonar sont caractérisées par des distributions de co-occurrence, des énergies des réponses des textures à des filtres de Gabor et d'ondelettes. Soit F le nombre total de ces attributs de textures. Chaque type de fond T^k est ainsi décrit par un ensemble $Q_k = \{Q_{f,j}^k\}_{f=1:F, j=1:J}$ de $J \times F$ distributions empiriques estimées dans les J secteurs angulaires caractérisés par un angle d'incidence moyen $\{\theta_j\}_{j=1:J}$. De manière analogue, un échantillon de texture T est caractérisé par un angle moyen d'incidence θ et d'un ensemble de descripteurs $P^\theta(T) = \{P_f^\theta(T)\}_{f=1:F}$. Nous définissons alors la (dis)-similarité entre T et un type de fond T^k comme suit:

$$KL_w^\Theta(Q^k, P^\theta(T)) = \sum_{f=1}^F \sum_{j=1}^J w_f^2 w_{\theta, \theta_j} KL(Q_{f,j}^k, P_f^\theta(T)). \quad (1)$$

avec KL , la divergence de Kullback-Leibler [20]. Pour deux distributions de probabilité α et β , on définit $KL(\alpha, \beta) = \int \alpha(x) \log \left(\frac{\alpha(x)}{\beta(x)} \right) dx$ et $w_{\theta, \theta_j} = \frac{\exp \left(\frac{-(\theta_j - \theta)^2}{\sigma_j^2} \right)}{\sum_{j=1}^J \exp \left(\frac{-(\theta_j - \theta)^2}{\sigma_j^2} \right)}$ est une pondération angulaire et σ_j l'écart type de la distribution des angles d'incidence dans le secteur angulaire j . $\{w_f^2\}_{f=1:F}$ est l'ensemble des pondérations relatives aux différents descripteurs texturaux tel que $\sum_{f=1}^F w_f^2 = 1$. L'introduction de ces poids vise à réaliser une sélection des caractéristiques texturales les plus discriminantes. Dans un cadre supervisé, étant donné un jeu de données d'apprentissage $\mathcal{T} = \{(P^\theta(T), S_T)\}$ avec S_T le label de l'échantillon T , l'estimation des pondérations $\{w_f^2\}_{f=1:F}$ est calculée au sens de la maximisation de la marge globale:

$$w = \arg \min_w M_w^\mathcal{T} \quad (2)$$

avec

$$M_w^\mathcal{T} = \sum_{T \in \mathcal{T}} M_w(T) \quad (3)$$

$$M_w(T) = KL_w^\Theta(Q^{D_T}, P^\theta(T)) - KL_w(Q^{S_T}, P^\theta(T)) \quad (4)$$

avec S_T la classe de la texture T et D_T la classe de texture différente de S_T et la plus proche de T pour la mesure de similarité KL_w^Θ :

$$D_T = \arg \min_{k \neq S_T} KL_w^\Theta(Q^k, P(T)) \quad (5)$$

Ce problème de maximisation de la marge est résolu par une technique de descente du gradient. La dérivée première de M_w^T par rapport à w_f est donnée par:

$$\begin{aligned} (\nabla M_w^T)_f &= \frac{\partial M_w^T}{\partial w_f} = \sum_{T \in \mathcal{T}} \frac{\partial M_w(T)}{\partial w_f} \\ &= 2 \cdot w_f \cdot \sum_{T \in \mathcal{T}} \sum_{j=1}^J w_{\theta, \theta_j} \left(KL(Q_{f,j}^{D_T}, P_f^\theta(T)) - KL(Q_{f,j}^{S_T}, P_f^\theta(T)) \right). \end{aligned} \quad (6)$$

L'algorithme itératif de maximisation de la marge est plus précisément donné ci-dessous:

- 1) Initialisation $w = [1, 1, \dots, 1]$.
- 2) Pour $t = 1, \dots, \text{maxITeration}$
 - a) Choisir aléatoirement un échantillon T de \mathcal{T} .
 - b) Calculer Q^{D_T} et Q^{S_T} selon le vecteur de pondération courant w .
 - c) Pour $f = 1, \dots, F$, calculer

$$\Delta_f = 2 \cdot w_f^{t-1} \cdot \sum_{j=1}^J w_{\theta, \theta_j} \left(KL(Q_{f,j}^{D_T}, P_f^\theta(T)) - (KL(Q_{f,j}^{S_T}, P_f^\theta(T))) \right).$$
 - d) $w^t = w^{t-1} + \Delta$.
- 3) Normalisation: $w^t = (w^t)^2 / \|(w^t)^2\|$, avec $\left((w^t)^2 \right)_f = (w_f^t)^2$.

Le nombre d'itérations de cette procédure d'ajustement des pondérations $\{w_f^2\}_{f=1:F}$ est typiquement de l'ordre de 500 pour assurer la convergence.

III. SEGMENTATION DES FONDS MARINS

Étant donné un ensemble de K types de fonds marins de caractéristiques texturales sonars $\{Q_k\}_{k=1:K}$, nous cherchons à déterminer la partition $\Omega = \bigcup_{k=1:K} \Omega_k$ de l'image sonar en régions Ω_k associées aux K types de fonds. Nous résolvons ce problème dans un cadre variationnel et nous formulons le problème au niveau des régions $\{\Omega_k\}$ comme la minimisation d'une fonctionnelle $E(\{\Omega_k\})$.

A. Termes de la fonctionnelle

Nous utilisons une fonctionnelle: $E = E^1 + E^2$ sous la condition que la carte de segmentation obtenue soit une partition (c.à.d chaque pixel doit appartenir à une et une seule classe). E^1 est un terme d'attache aux données, qui évalue la similarité des caractéristiques des régions $\{\Omega_k\}$ vis à vis des caractéristiques

des types de fonds. Il est donné par la mesure de similarité KL_w^\ominus (Eq.1) entre les statistiques des prototypes $\{Q_k\}_{k=1:K}$ et les statistiques estimées à l'intérieur des régions $\{\Omega_k\}$. L'expression mathématique de ce terme est la suivante:

$$E^1 = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J \sum_{f=1}^F w_f^2 \pi_j^k KL \left(Q_{f,j}^k, P_{f,j}(\Omega_k) \right). \quad (7)$$

avec π_j^k la proportion des pixels de classe k dans le secteur angulaire j . Elle est calculée comme suit:

$$\pi_j^k = \int_{\Omega_k} w_{\theta_x, \theta_j} dx.$$

$P_{f,j}(\Omega_k)$ est la distribution estimée pour le descripteur f sur le support de la région Ω_k dans le secteur angulaire j . En utilisant la méthode de Parzen [22] pour l'estimation de la distribution empirique $P_{f,j}$, chaque élément $P_{f,j}(\Omega_k, \alpha)$ de la distribution est donné par:

$$P_{f,j}(\Omega_k, \alpha) = \frac{1}{|S_{j,\Omega_k}|} \int_{\Omega_k} g_{\sigma_j}(\theta_x - \theta_j) g_{\sigma_f}(h_f(x) - \alpha) dx. \quad (8)$$

avec h_f , le filtre relatif à la distribution f (pour une matrice de co-occurrence de paramètres $\mu = (d, \theta)$, $h_f : \Omega \rightarrow [1, Ng] \times [1, Ng]$ tel que $h_f(x) = (I(x), I(x + \mu))$ avec $I(x)$ la valeur de la réflectivité du pixel x et Ng le nombre total de niveaux sur lequel l'image est codée), g_{σ_f} un noyau gaussien de moyenne nulle et d'écart type σ_f et $|S_{j,\Omega_k}| = \int_{\Omega_k} g_{\sigma_j}(\theta_x - \theta_j) dx$.

E^2 est un terme de régularisation et de lissage des frontières entre les régions, il pénalise la longueur des contours $\{\Gamma_k = \partial\Omega_k\}_{k=1:K}$ et est donné par:

$$E^2 = \sum_{k=1}^K \gamma_k |\Gamma_k|, \gamma_k \in \mathfrak{R}. \quad (9)$$

B. Calcul des équations d'évolution

Nous résolvons le problème de la minimisation de E par descente du gradient, ce qui repose sur le calcul de la dérivée de E par rapport aux différentes régions $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$. L'équation d'évolution des contours des régions $\{\Gamma_k\}_{k=1:K}$ est alors donnée par Eq.10, caractéristique des méthodes basées sur les contours actifs [21]:

$$\begin{cases} \frac{\partial \Gamma_k(s, t)}{\partial t} = F_k(s, t) \vec{N}_k \\ \Gamma_k(s, 0) = \Gamma_k^0 \end{cases} \quad (10)$$

avec \vec{N}_k la normale unitaire intérieure à Γ_k au point s et à l'instant t et F_k le champ de vitesse qui oriente l'évolution des contours (dans notre cas $F_k = \nabla E^k$, le gradient de E par rapport à Γ_k). L'implémentation explicite de cette équation d'évolution pose le problème de la gestion des changements de topologie principalement la fusion et la division des contours. La technique la plus utilisée pour pallier ce problème

est la méthode des ensembles de niveaux, proposée par Osher et Sethian [2]. Cette technique beaucoup plus connue sous l'appellation 'level sets', consiste à remplacer les contours de l'image par des courbes de niveau zéro de fonctions continues φ de plus grande dimension. L'intérieur, l'extérieur et les contours des régions, notés respectivement Ω_{int} , Ω_{ext} , et Γ sont alors exprimés comme suit:

$$\begin{cases} \Omega_{int} = \{x \in \Omega / \varphi(x) > 0\} \\ \Omega_{ext} = \{x \in \Omega / \varphi(x) < 0\} \\ \Gamma = \{x \in \Omega / \varphi(x) = 0\} \end{cases}$$

La dualité entre la représentation explicite du contour et sa représentation en fonction des courbes de niveaux φ a été établie dans [2]. L'équation (10) est équivalente à :

$$\frac{\partial \varphi_k(x, t)}{\partial t} = F_k(x, t) |\nabla \varphi_k(x, t)|, \forall x \in \Omega_k. \quad (11)$$

Le terme E^2 peut être aisément exprimé en fonction des fonctions de niveaux φ_k [23]:

$$E^2 = \sum_{k=1}^K \gamma_k \lim_{\alpha \rightarrow 0} \int_{\Omega} \delta_{\alpha}(\varphi_k) |\nabla \varphi_k| dx. \quad (12)$$

avec δ_{α} une fonction régularisée de la fonction delta:

$$\delta_{\alpha}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\alpha} \left(1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\alpha}\right)\right) & \text{si } |x| \leq \alpha \\ 0 & \text{si } |x| < \alpha \end{cases} \quad (13)$$

La condition de partition peut être prise en compte dans l'ajout dans la fonctionnelle E d'un terme supplémentaire E^3 [24]:

$$E^3 = \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} \left(\sum_{k=1}^K H_{\alpha}(\varphi_k) - 1 \right)^2 dx \quad (14)$$

avec H_{α} une version régularisée de la fonction Heaviside:

$$H_{\alpha}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{x}{\alpha} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi x}{\alpha}\right)\right) & \text{si } |x| \leq \alpha \\ 1 & \text{si } x > \alpha \\ 0 & \text{si } x < -\alpha \end{cases} \quad (15)$$

Comme $E = E^1 + E^2 + E^3$, alors $\frac{\partial \varphi_k}{\partial t} = \frac{\partial \varphi_k^1}{\partial t} + \frac{\partial \varphi_k^2}{\partial t} + \frac{\partial \varphi_k^3}{\partial t}$ avec $\frac{\partial \varphi_i^1}{\partial t}$, $i = 1, 2, 3$ les termes de l'équation d'évolution relatives aux termes E^i , $i = 1, 2, 3$.

E^2 et E^3 ont une expression discrétisée simple en fonction des fonctions des ensembles de niveaux, nous dérivons directement ces deux termes [23]:

$$\frac{\partial \varphi_k^2}{\partial t} = \gamma_k \delta_{\alpha}(\varphi_k) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi_k}{|\nabla \varphi_k|} \right), \forall k \in \{1 : K\}. \quad (16)$$

$$\frac{\partial \varphi_k^3}{\partial t} = -\delta_\alpha(\varphi_k) \lambda \left(\sum_{k=1}^K (H_\alpha(\varphi_k) - 1) \right), \forall k \in \{1 : K\}. \quad (17)$$

E^1 fait intervenir des termes basés régions. Pour dériver l'équation d'évolution relative à E^1 , nous utilisons les outils de dérivation de forme [1]. Nous aboutissons à l'équation d'évolution suivante:

$$\frac{\partial \varphi_k^1}{\partial t} = - \sum_{k=1}^K \sum_{f=1}^F \sum_{j=1}^J w_f^2 \left[w_{\theta_{x,j}} KL(Q_{f,j}^k, P_{f,j}^k) - g_{\sigma_j}(\theta_x - \theta_j) \left(\frac{Q_{f,j}^k}{P_{f,j}^k} * g_{\sigma_f}(S_f(x)) - 1 \right) \right] |\nabla \varphi_k| \quad (18)$$

avec $*$ le symbole de la convolution:

$$\frac{Q_{f,j}(\alpha)}{P_{f,j}(\alpha, \Omega_k)} * g_{\sigma_f}(h_f(x)) = \int_{R_f} \left(\frac{Q_{f,j}(\alpha)}{P_{f,j}(\Omega_k, \alpha)} g_{\sigma_f}(h_f(x) - \alpha) \right) d\alpha.$$

Le détail de la dérivation de cette équation est fournie dans [28]. Pour un pixel x d'angle d'incidence θ_x , la mise à jour liée au terme E^1 la plus significative de la carte de la segmentation concerne le secteur angulaire j le plus proche de θ_x à cause de la présence dans l'équation 18 de $w_{\theta_{x,j}}$ et de $g_{\sigma_j}(\theta_x - \theta_j)$.

L'équation (18) comprend deux termes:

- Un terme global $-\sum_{k=1}^K \sum_{f=1}^F \sum_{j=1}^J w_f^2 \left[w_{\theta_{x,j}} KL(Q_{f,j}^k, P_{f,j}^k) \right]$: ce terme mesure la (dis)-similarité entre les statistiques de la région et les prototypes de classes pour le secteur le plus proche de θ_x . Quand ce terme est grand, ce qui signifie que la distance entre les statistiques de la région et celles de la classe à laquelle elle est attribuée est grande, la contribution de ce terme va favoriser le rejet du pixel de la région et inversement si la distance est petite.
- Un terme local $\sum_{k=1}^K \sum_{f=1}^F \sum_{j=1}^J w_f^2 \left[g_{\sigma_j}(\theta_x - \theta_j) \left(\frac{Q_{f,j}^k}{P_{f,j}^k} * g_{\sigma_f}(S_f(x)) - 1 \right) \right]$: ce terme permet de comparer les valeurs de descripteurs de référence et ceux de la région pour les valeurs des coefficients des filtres prises par le pixel. Pour un descripteur f donné, si $\frac{Q_{f,j}^k}{P_{f,j}^k} * g_{\sigma_f}(h_f(x)) < 1$ ç.à.d si on observe plus de pixels avec des réponses $h_f(x)$ aux filtres f à l'intérieur de la région à laquelle est attribué le pixel x que dans le modèle de référence, la vitesse d'évolution relative au filtre f est positive en x favorisant ainsi le rejet du pixel x de la région et vise versa. La décision définitive relative à ce terme local concernant le rejet ou non du pixel de la région à laquelle il appartient au moment de la mise à jour des fonctions de niveau, est obtenue en fusionnant les décisions relatives à chaque filtre (la contribution de chaque filtre f est pondérée par son poids w_f^2).

Finalement, l'évolution des régions $\{\Omega_k$ résulte des k équations de dérivées partielles couplées suivantes:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_k}{\partial t} = & -\delta_\alpha(\varphi_k) \sum_{k=1}^K \left[\sum_{f=1}^F \sum_{j=1}^J w_f^2 w_{\theta_x, j} KL(Q_{f,j}^k, P_{f,j}^k) - g_{\sigma_j}(\theta_x - \theta_j) \left(\frac{Q_{f,j}^k}{P_{f,j}^k} * g_{\sigma_f}(S_f(x)) - 1 \right) \right] + \\ & \gamma_k \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi_k}{|\nabla \varphi_k|} \right), -\lambda \left(\sum_{k=1}^K (H_\alpha(\varphi_k) - 1) \right), \forall k \in \{1, \dots, K\} \end{aligned} \quad (19)$$

Ces équations d'évolutions de la partition de l'image sont appliquées jusqu'à convergence. Le nombre d'itérations nécessaires à la convergence dépend de l'initialisation. Ici, nous initialisons les fonctions $\{\varphi_k\}$ par la distance signée au contour. Les contours initiaux sont donnés par une segmentation initiale par fenêtres glissantes. A chaque pixel x d'angle d'incidence θ_x , nous associons un ensemble de descripteurs $P^{\theta_x}(W_x) = \left\{ P_f^{\theta_x}(W_x) \right\}_{f=1:F}$ avec W_x une fenêtre centrée sur le pixel x puis nous lui attribuons la classe $label_x$ tel que: $label_x = \arg \min_k KL_w^\ominus(Q^k, P^{\theta_x}(W_x))$. Avec cette initialisation, le nombre d'itérations est entre 300 et 600.

IV. RÉSULTATS

Nous avons testé la méthode proposée de sélection et de segmentation en utilisant un large ensemble initial de descripteurs:

- 121 distributions de co-occurrence calculées pour des déplacements allant de 0 à 10 pixels dans les 8 directions principales $\theta \in \left\{ \frac{k\pi}{8}, k = 0 : 7 \right\}$.
- 50 distributions de l'énergie calculée à partir de la réponse de l'image à des filtres de Gabor pour l'ensemble des paramètres proposés dans [25]: $f_{x_0} \in \left\{ 4\sqrt{2}, 8\sqrt{2}, 16\sqrt{2} \right\}$ cycles par image et $\theta \in \left\{ \frac{k\pi}{8}, k = 0 : 7 \right\}$.
- 48 distributions empiriques calculées sur les bandes issues de la décomposition de l'image en paquets d'ondelette (nous avons utilisé une décomposition en paquets d'ondelettes à deux niveaux pour une ondelette de Haar, Debauchies (1) et de Coiflet (1)).

La distribution des angles d'incidence étant symétrique par rapport à la verticale (voir Fig.2), la variation des descripteurs de textures ne dépend donc pas du signe de l'angle de l'incidence mais uniquement de sa valeur (voir Fig.3 pour la dépendance angulaire de la réflectivité moyenne). Pour cette raison, nous raisonnons uniquement sur la moitié du secteur angulaire (on considère soit le secteur des valeurs d'incidence positives soit celui des angles négatifs). Pour cette application, nous avons distingué une partition unique de $J = 3$ secteurs angulaires pour les différents types de fonds: $[-85^\circ, -78^\circ]$, $[-78^\circ, -58^\circ]$ et $[-58^\circ, 0^\circ]$. Les angles limites correspondent à une forte décroissance ou croissance des valeurs des

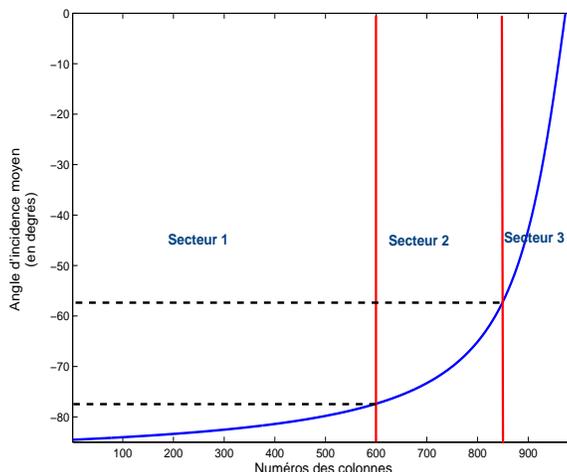


Fig. 8. Partition du secteur angulaire (secteur des angles d'incidence négatifs).

angles d'incidence. La figure 8 présente la partition angulaire du secteur des angles d'incidence négatifs.

Les figures 9 et 10 présentent les résultats obtenus pour une image comprenant deux textures: sable et rides de sable. Nous présentons les poids obtenus pour les différentes distributions (Fig.9), la segmentation de l'image avec la méthode proposée mais sans pondération angulaire $w_{\theta_x, j} = 1, \forall x$ et $\forall j$ (Fig.10 (a)) et la segmentation avec la pondération angulaire (Fig.10 (b)). Les figures 11 et 12 présentent les résultats de la sélection (Fig.11) et de la segmentation sans et avec pondération angulaire pour une image qui comprend trois grandes régions: une région de rides de sable, une région de vase et une région qui comprend principalement du sable mais qui contient aussi un peu de rides de sable (Fig.12). La figure 13 présente les poids des descripteurs pour une image à trois types de fond (sable, roche et rides de sable). La figure 14 présente les segmentation relatives à cette image sans et avec pondération angulaire. Pour cette image nous disposons d'une segmentation manuelle faite par un géologue (Fig.14). Le taux d'erreur pour la segmentation avec pondération angulaire est de 9.5% et il est de 14.2% sans pondération angulaire.

Pour les différentes images, la sélection des descripteurs dont la somme des poids est de 0,9 (la somme de tous les poids est égale à un) permet une réduction drastique le nombre de descripteurs (2 ou 3 parmi un ensemble initial de 219 descripteurs). La sélection réduit ainsi considérablement le temps de calcul et permet un choix plus fondé des descripteurs utilisés qu'un choix aléatoire des filtres et de leurs paramètres. Avec les descripteurs sélectionnés, nous obtenons de bonnes performances de segmentation

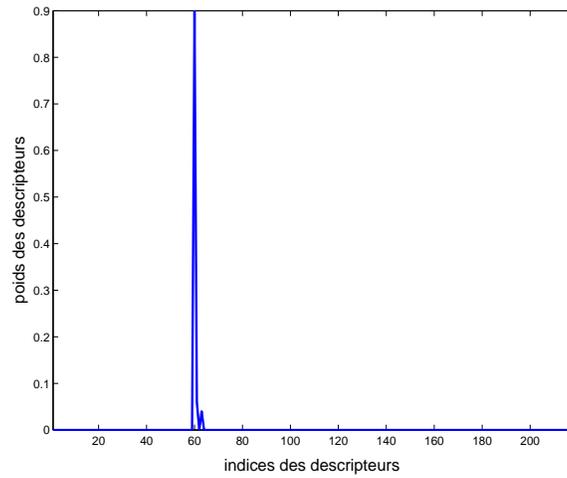


Fig. 9. Estimation des poids $\{w_f^2\}$ pour la définition de KL_w^\ominus (Eq.1), en abscisse nous avons les indices des différents descripteurs: de 1 \rightarrow 121 les distributions de co-occurrence, de 122 \rightarrow 171 les distributions des énergies de Gabor et de 172 \rightarrow 219 les distributions des énergies d'ondelette: la matrice de co-occurrence de paramètres $(d, \theta) = (5, \pi/4)$ comprend à elle seule 90% de la somme des poids.

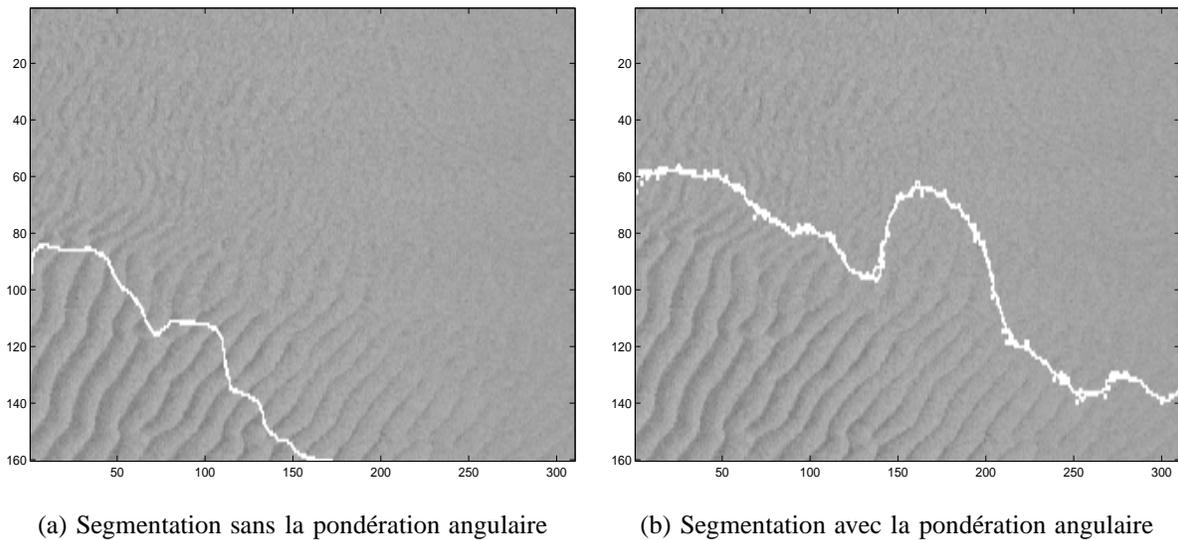


Fig. 10. Segmentation d'une image de sable et de rides de sable (Rebent, Ifremer): les frontières des régions sont tracées en blanc sur l'image.

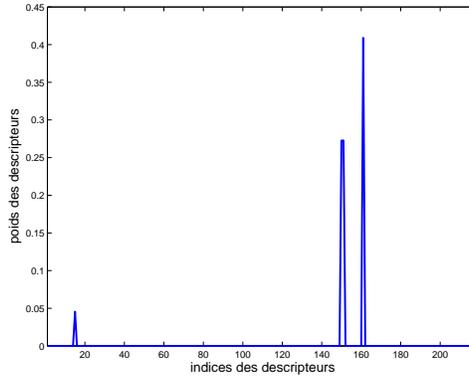


Fig. 11. Estimation des poids $\{w_f^2\}$ pour la définition de KL_w^\ominus (Eq.1), en abscisse nous avons les indices des différents descripteurs: de 1 \rightarrow 121 les distributions de co-occurrence, de 122 \rightarrow 171 les distributions des énergies de Gabor et de 172 \rightarrow 219 les distributions des énergies d'ondelette: les poids des 3 filtres de Gabor de paramètres $(f_0, \theta) \in \left\{ \left(2^{-6}\sqrt{2}, 0\right), \left(2^{-6}\sqrt{2}, \pi/2\right), \left(2^{-5}\sqrt{2}, \pi/2\right) \right\}$ correspondent à plus que 90% de la somme des poids.

dans la mesure où les régions identifiées correspondent aux différents types de fonds avec une bonne précision de détection des frontières entre région.

La différence entre la segmentation avec et sans pondération angulaire se manifeste principalement dans la séparation des textures relatives au sable et aux rides de sable dans les zones de faibles angles d'incidence. Pour l'image de la figure 10, la méthode basée sur la distance pondérée permet de distinguer les rides de sable du sable dans le secteur des faibles angles d'incidence. Pour l'image de la figure 12, nous remarquons que la méthode sans pondération angulaire a une difficulté à séparer les rides de sable du sable dans les secteurs extrêmes des angles d'incidence. La figure 15 présente un 'zoom', sur une partie de la segmentation située dans la zone de faibles valeurs d'angles d'incidence pour l'image de la figure 14.

Dans la figure 16, nous présentons les résultats de la segmentation d'une image sonar comprenant deux types de fond: la vase et les rides de sable par une approche markovienne. Nous utilisons le même terme d'attache aux données que dans notre approche région. La différence ici est que le terme d'attache aux données n'est pas formulé au niveau des régions mais au niveau des pixels. Les descripteurs de textures associés à chaque pixel sont estimés sur un support spatial carré W de taille T_W centré sur le pixel. Et comme nous raisonnons au niveau pixel, le terme de régularisation est introduit par le biais d'un champ a priori sur les classes des pixels P_X markovien ayant une énergie de la forme suivante:

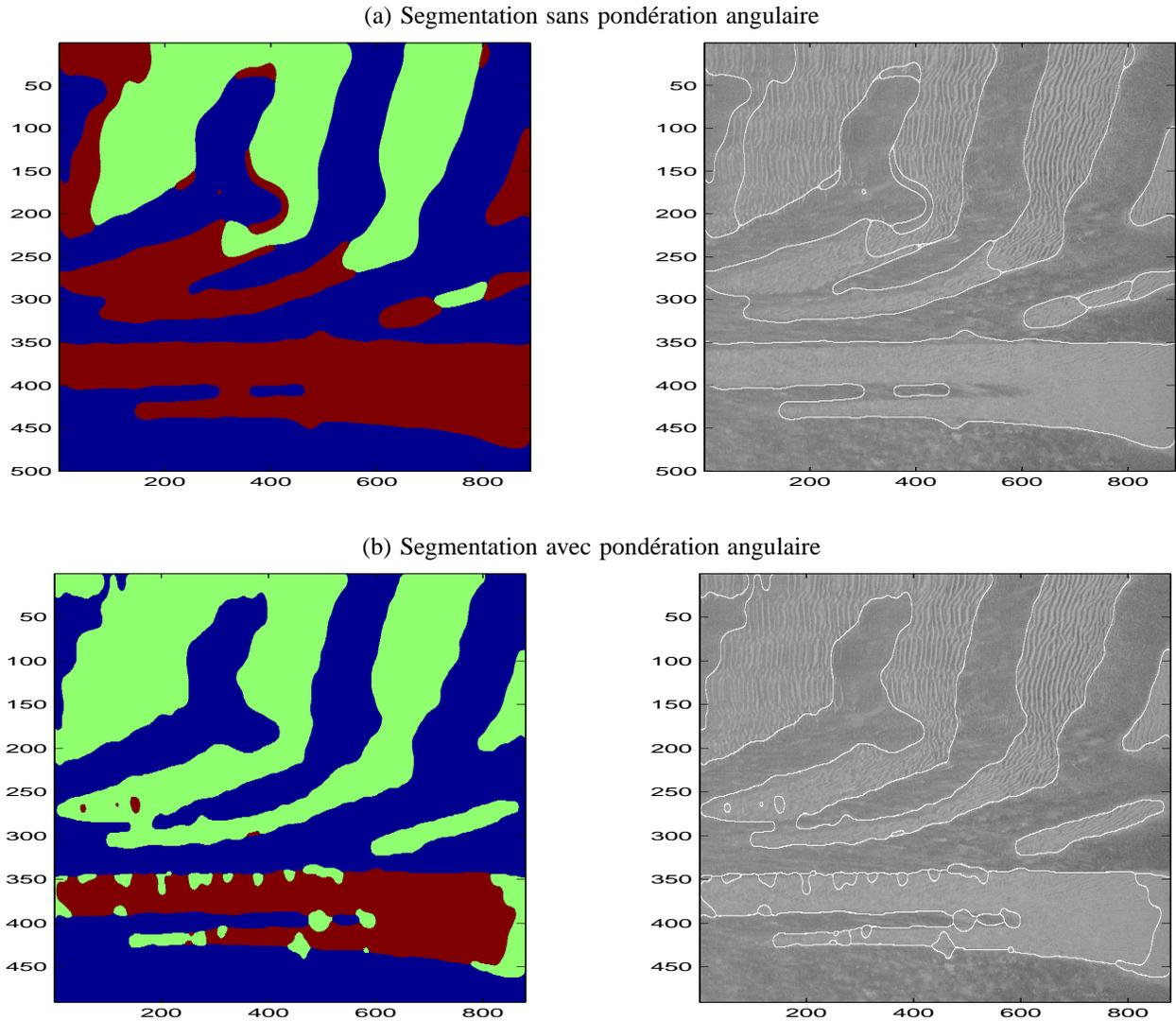


Fig. 12. Segmentation d'une image sonar de trois types de fonds: sable, rides de sable et vase (Rebent, Ifremer): les images de gauche correspondent aux cartes de la segmentation celles de droite correspondent aux images sonar avec les frontières (en trait blanc) des contours de la segmentation.

$$U_c = \sum_c \sum_{\{s,t\} \in c} \alpha_c (1 - \delta(x_s, x_t))$$

$\alpha_c \in \{\alpha_H, \alpha_V, \alpha_D\}$ désigne le potentiel associé respectivement aux cliques horizontales, verticales et diagonales (droite et gauche). Nous remarquons que les résultats de la méthode markovienne dépendent de la taille T_W du support spatial sur lequel on estime les descripteurs de textures. Une grande taille induit une perte dans la localisation des frontière (voir Fig.16 (a)). A l'inverse, la prise en compte de support plus petit pour le calcul des caractéristiques de texture induit de mauvaises identifications au

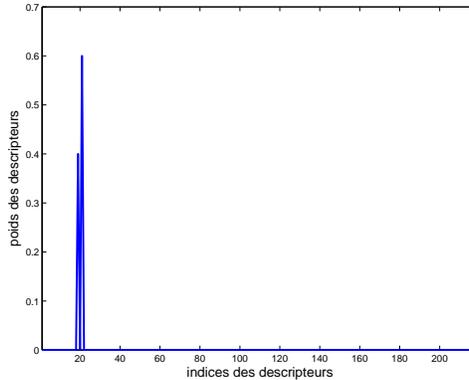


Fig. 13. Estimation des poids $\{w_f^2\}$ pour la définition de KL_w^Θ (Eq.1), en abscisse nous avons les indices des différents descripteurs: de 1 \rightarrow 121 les distributions de co-occurrence, de 122 \rightarrow 171 les distributions des énergies de Gabor et de 172 \rightarrow 219 les distributions des énergies d'ondelette: les poids des deux distributions de co-occurrence de paramètres $(d, \theta) \in \{(10, \pi/2), (9, \pi/2)\}$ correspondent à plus que 90% de la somme des poids.

niveau pixel, en particulier dans les zones de rides de sable (voir Fig.16 (b)). La méthode proposée basée sur une approche au niveau région permet par nature de s'affranchir de ce problème de sélection de la taille du support de calcul des caractéristiques sur l'ensemble du support des régions ce qui offre de bonnes performances de localisation des frontières entre les différents types de fonds marins.

V. CONCLUSION

Nous avons proposé une nouvelle mesure de similarité entre fonds marins que nous décrivons par un large ensemble de statistiques de descripteurs locaux de textures. Cette mesure de similarité permet la sélection des descripteurs de textures les plus pertinents pour la discrimination entre fonds marins et elle prend en considération la variabilité des textures en fonction des angles d'incidence. Cette mesure de similarité couplée à une approche basée région a été exploitée pour la segmentation et la classification des images sonar. Les résultats ont mis en évidence l'intérêt de la méthode pour la réduction du nombre de descripteurs utilisés, pour discriminer entre les fonds assez proche dans la zone des faibles angles d'incidence et les performances de l'approche région par rapport aux approches basées pixels.

Cette méthode est générale. Elle offre la possibilité d'utiliser d'autres types de descripteurs que se soit des descripteurs de textures, de réflectivité (niveau de gris) ou même d'autres informations concernant les fonds marins et provenant d'autres capteurs (bathymétrie etc) ou même avec d'autres types d'images tel que les images radar ou les images optiques en supprimant simplement la pondération angulaire. En sonar, d'autres applications de cette approche peuvent être envisagées tel que la détection de types de

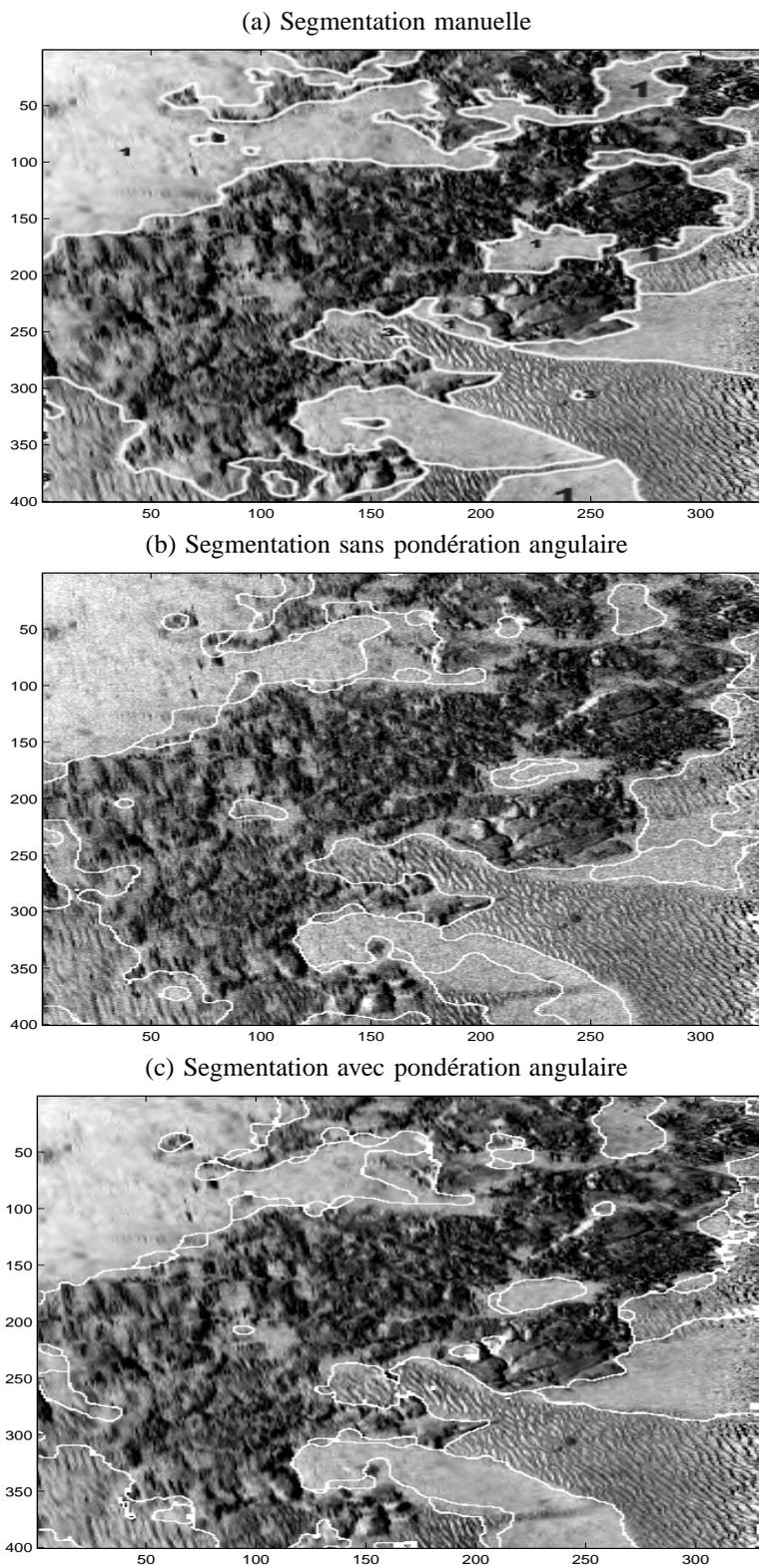


Fig. 14. Segmentation d'une image sonar comprenant trois types de fonds marins: sable, rides de sable et roche (Rebent, Ifremer): les frontières des régions segmentées sont tracées en blanc sur les images sonar du fond.

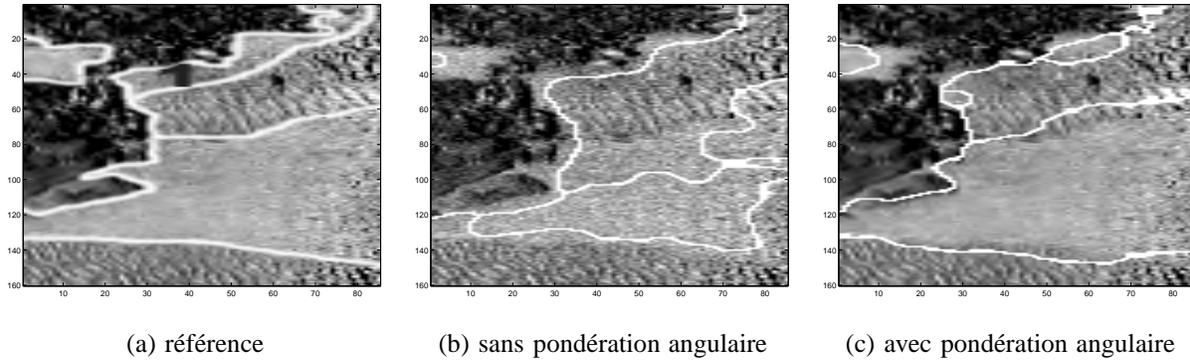


Fig. 15. Segmentation dans le secteur de faibles angles d'incidence.

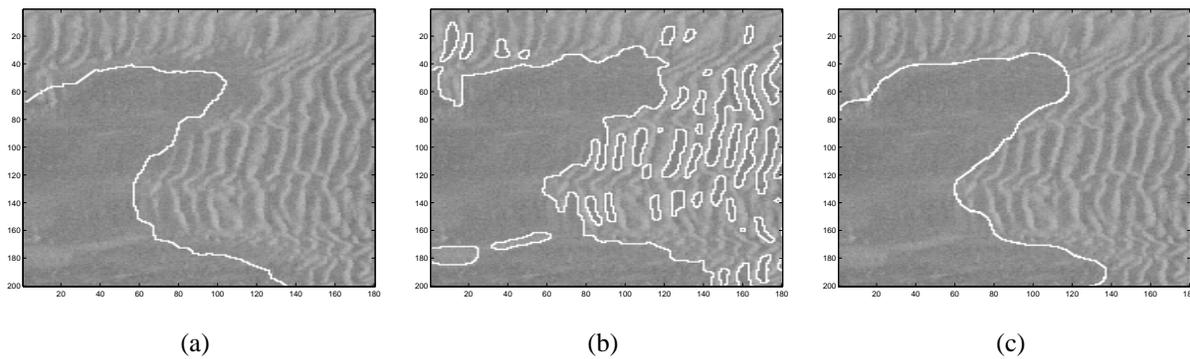


Fig. 16. Segmentation basée pixel et segmentation basée région: (a) Approche pixel avec une estimation des descripteurs de textures en chaque pixel sur une fenêtre de taille $T_W = 40$, (b) Approche pixel avec une estimation des descripteurs de textures en chaque pixel sur une fenêtre de taille $T_W = 8$ et (c) Approche basée région.

fond précis ou d'objets déposés sur la surface des fonds ou la calibration des images sonar en fonction des différents types de fond. Enfin, une extension au cas non-supervisé de l'approche proposée constitue également une orientation du travail futur.

REFERENCES

- [1] S. Jehan-Besson, M. Barlaud et G. Aubert, "Image segmentation using active contours: calculus of variations or shape gradients?", *SIAM J. APPL. MATH*, Vol.63, no.6, pp.2128-2154, 2003.
- [2] J.A. Sethian, "Level set methods", *Combridge University Press*, 1996.
- [3] E. Jakeman, "Non gaussian models for the statistics of scattered waves", *Advances in Physics*, Vol.37, no.5, pp.471-529, 1988.
- [4] A.P. Lyons et D.A. Abraham, "Statistical characterization of high-frequency shallow-water sea-floor backscatter", *Journal of the Acoustical Society of America*, Vol.106, no.3, pp.1307-1315, 1999.
- [5] D.A. Abraham et A.P. Lyons, "Novel physical interpretations of k-distributed reverberation", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol.27, no.4, pp.800-813, 2002.

- [6] L. Hellequin, J.M. Boucher et X. Lurton, "Processing of high-frequency multibeam echo sounder data for seafloor characterization", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol.28, no.1, pp.78–89, 2003.
- [7] G.Le. Chenadec et J.M. Boucher, "Sonar image segmentation using the angular dependence of backscattering distributions", *Oceans 2005 - Europe*, Vol.1, pp.147–152, 2005.
- [8] R.M. Haralick, "Statistical and Structural Approaches to Texture", *Proceedings of the IEEE*, Vol.67, no.5, pp.786–804, 1979.
- [9] T. Randen et J.H. Husoy, "Filtering for texture classification: a comparative study", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, no.4, pp.291–310, 1999.
- [10] P.P. Ohanian et R.C. Dubes, "Performance evaluation for four class of texture features", *Pattern Recognition*, Vol.25, no.8, pp.819–833, 1992.
- [11] F.A. Marijke, L.E. Clemens et A.S. Kelly, "Performance Evaluation of Texture Measures for Ground Cover Identification in Satellite Images by Means of a Neural Network Classifier", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.33, no.3, pp.616–626, 1995.
- [12] S. Li et J. Shawe-Taylor, "Comparison and fusion of multiresolution features for texture classification", *Pattern Recognition Letters*, Vol.25, no.6, pp.633–638, 2005.
- [13] M. Unser, "Texture classification and segmentation using wavelet frames", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.4, no.11, pp.1549–1560, 1995.
- [14] L. Xiuwen et W. DeLiang, "Texture Classification Using Spectral Histograms", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.12, no.6, pp.661–670, 2003.
- [15] R. Adams et L. Bischof, "Seeded Region Growing", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, no.6, pp.641–647, 1994.
- [16] P. Nammalwar, O. Ghita et P.F. Whelan, "Integration of feature distributions for color texture segmentation", *Conference on Pattern Recognition*, Vol.1, pp.716–719, 2005.
- [17] Q. Xu, J. Yang et S. Ding, "Texture Segmentation using LBP embedded Region Competition", *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, Vol.5, no.1, pp.41–47, 2004.
- [18] O.G. Cula and K. Dana, "3D Texture Recognition Using Bidirectional Feature Histograms", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.25, no.12, pp.1619–1624, 2003.
- [19] R. Fablet et P. Boutheymy, "Motion recognition using non parametric image motion models estimated from temporal and multiscale cooccurrence statistics", *Proceedings of the 5th ACM SIGMM international workshop on Multimedia information retrieval*, Vol.59, no.1, pp.33–60, 2003.
- [20] S. Kullback, "On information and sufficiency", *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol.22, Wiley, New York, 1951.
- [21] M. Kass, A. Withkin et D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models", *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, no.4, pp.321–331, 1988.
- [22] E. Parzen, "On the Estimation of a Probability Density Function and the Mode", *Annals of Mathematical Statistics*, Vol.33, pp.1065–1076, 1962.
- [23] C. Samson, "Contribution à la classification d'images satellitaires par approche variationnelle et équations aux dérivées partielles", *mémoire de thèse*, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2000.
- [24] H.K. Zhao, T. Chan, B. Merriman et S. Osher, "A variational level set approach to multiphase motion", *J. Comp. Phy.*, Vol.127, pp.179–19, 1996.
- [25] A.K. Jain et F. Farrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters", *Pattern Recognition*, Vol.24, no.12, pp.1167–1186, 1991.

- [26] P. Brehmer, F. Gerlotto, J. Guillard, F. Sanguinède, Y. Guénnegan et D. Buestel, “New applications of hydroacoustic methods for monitoring shallow water aquatic ecosystems: the case of mussel culture grounds”, *Aquatic Living Resources*, Vol.16, pp.333–338, 2003.
- [27] M. Mignotte, C. Collet, P. Perez et P. Bouthemy, “Statistical model and genetic optimization: application to pattern detection in sonar images”, *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.5, pp.2741-2744, 1998.
- [28] I. Karoui, “Méthodes variationnelles et markoviennes pour la segmentation des images sonar texturées: application à la caractérisation des fonds marins”, *mémoire de thèse*, ENST-Bretagne, 2007.