

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

Region based variational approach for the segmentation textured sonar images

Imen Karoui ¹, Ronan Fablet ², Jean-Marc Boucher ¹ et Jean-Marie Augustin ²

¹ GET, ENST Bretagne, CNRS TAMCIC, CS 83818, 29238 Brest Cedex, France

² Ifremer, TSI-STH, Technopôle Brest Iroise, 29280 PLOUZANE, France

Manuscrit reçu le 30 novembre 2006

Résumé et mots clés

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 divergences de Kullback-Leibler 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 et la méthode est implantée selon la technique des ensembles de niveaux.

Texture, images sonar, sélection des descripteurs, réflectivité angulaire, segmentation, régions actives, ensembles des niveaux.

Abstract and key words

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 divergences 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, and the functional minimization is done using shape derivative tools.

Texture, sonar images, feature selection, angular backscattering, segmentation, active regions, level sets.

1. 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 [50], [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 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 marginales 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 définis 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

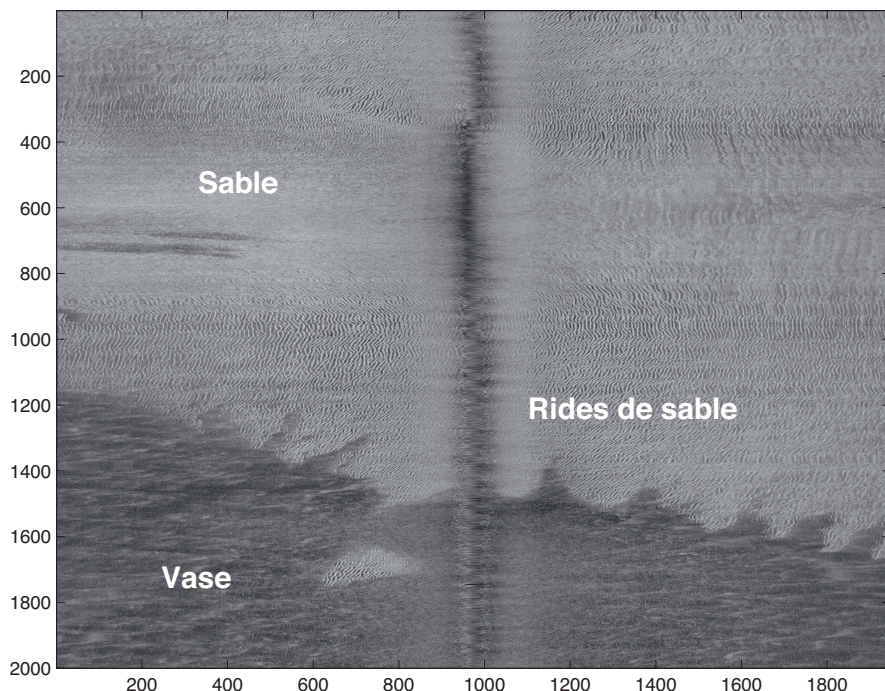


Figure 1. Image typique issue d’un sonar à balayage latéral pour une zone de vase, sable et rides de sable (Rebent, Ifremer).

majorité des méthodes utilisées actuellement fixe 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 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 [31], [32], [34], [35], [33]. 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] entre des distributions caractéristiques élémentaires liées à un type de descripteurs (co-occurrence, Gabor ou 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 géométrie d'acquisition des images sonar est plus complexe et induit de nombreux artefacts. Les variations instrumentales du signal sonar, principalement la perte de transmission en fonction du temps TVG (Time Varying Gain) et les modulations du signal acoustique par le diagramme de directivité des antennes sont corrigées au mieux [49], ce qui permet d'accéder à l'énergie rétrodiffusée $BS(\theta_{inc})$ pour le fond en fonction de l'angle d'incidence θ_{inc} . Cette dépendance angulaire $BS(\theta_{inc})$ est une signature acoustique du type de fond et ne peut donc pas être corrigée de manière précise dans une image qui comporte plu-

sieurs types de fonds marins. La Figure 2 montre les courbes de rétrodiffusion calculées en fonction de l'angle pour les différents types de fonds marins de l'image sonar de la figure 1. Outre cette variation de la valeur moyenne rétro-diffusée en fonction de l'incidence, la formation des images sonar induit une variation des caractéristiques texturales des différents types de fonds marins en fonction de l'incidence (figure 3). 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 3, 4 et 5 présentent respectivement, les 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 du spéculaire $[5^\circ, 40^\circ]$ et le secteur des incidences rasantes $[80^\circ, 85^\circ]$. Les matrices sont calculées pour le vecteur de paramètres $(d, \theta) = (6, 0)$.

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 $[5^\circ, 40^\circ]$ à cause de l'importance de la réflexion dans ce secteur. 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 la variation de niveaux de réflexion, 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 en partitionnant la fauchée en un nombre limité de secteurs angulaires et en ajoutant à la mesure de similarité proposée une deuxième pondération angulaire.

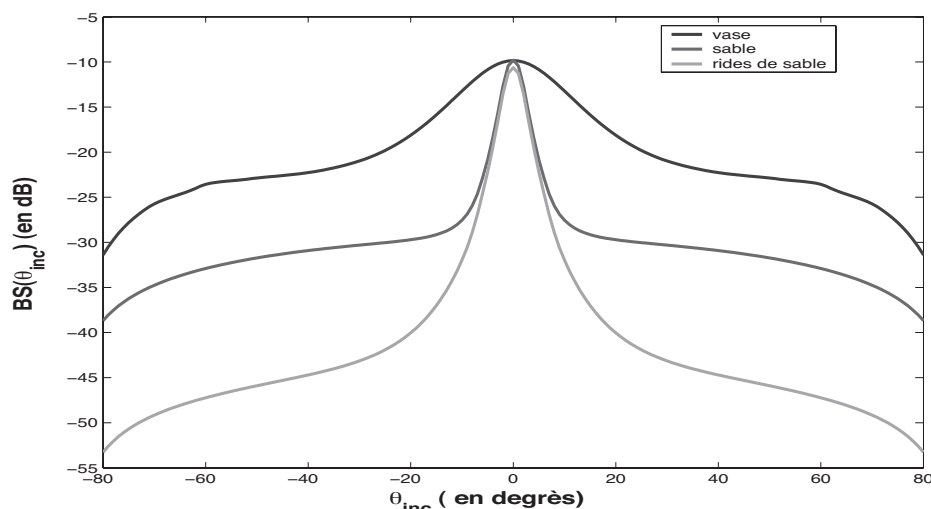


Figure 2. $BS(\theta_{inc})$ pour plusieurs types de fonds : en vert les rides de sable, en rouge le sable et en bleu la vase.

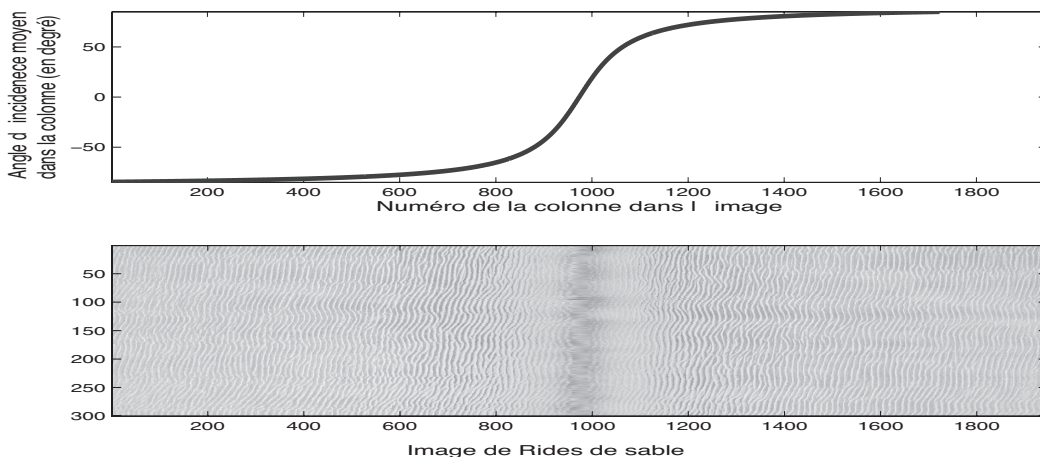
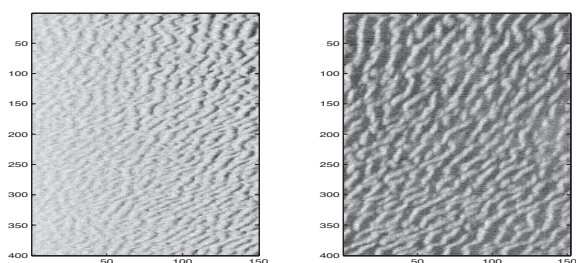
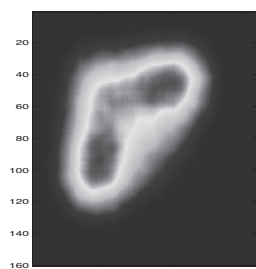
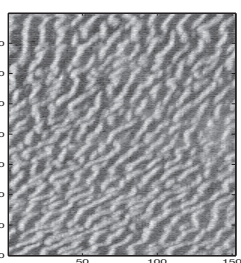


Figure 3. Texture de rides de sable le long de la fauchée : en haut l'évolution des angles moyens d'incidence le long des colonnes de l'image et en bas le fond de rides de sable.



a)



b)

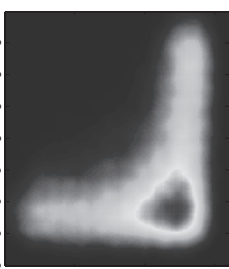
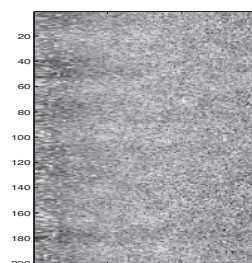
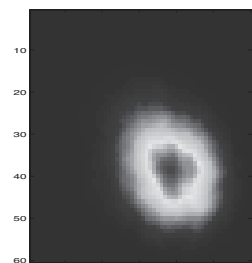
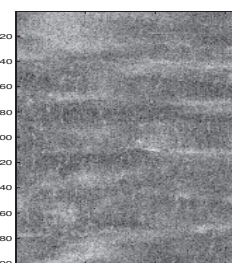


Figure 4. (a) Textures des rides de sable pour deux secteurs angulaires, (b) Distributions de co-occurrence calculées pour $(d,\theta) = (6,0)$. À gauche le secteur angulaire $[5^\circ, 40^\circ]$ et à droite le secteur $[80^\circ, 85^\circ]$.



a)



b)

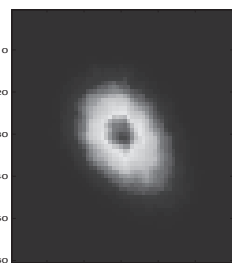


Figure 5. (a) Textures de vase pour deux secteurs angulaires, (b) Distributions de co-occurrence calculées pour $(d,\theta) = (6,0)$. À gauche le secteur angulaire $[5^\circ, 40^\circ]$ et à droite le secteur $[80^\circ, 85^\circ]$.

Une fois cette mesure de similarité définie, le problème de segmentation des images sonar est formulé 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, formulent 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 de 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 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

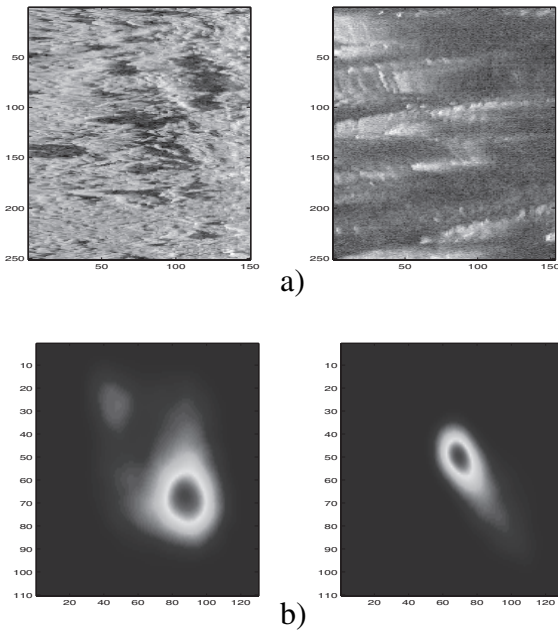


Figure 6. (a) Textures de roche pour deux secteurs angulaires, (b) Distributions de co-occurrence calculées pour $(d, \theta) = (6, 0)$. À gauche le secteur angulaire $[5^\circ, 40^\circ]$ et à droite le secteur $[80^\circ, 85^\circ]$.

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.

2. Mesure de similarité entre fonds marins

Comme indiqué précédemment, la non-stationnarité de la réflectivité et des textures sonar vis-à-vis de l'incidence du signal sonar doit être prise en compte pour définir une mesure

pertinente de la similarité des textures sonar. Dans la littérature, de nombreux travaux se sont intéressés au comportement angulaire des fonds et ont proposé soit des modèles physiques, soit des lois empiriques et paramétriques pour modéliser l'évolution de l'indice de rétrodiffusion en fonction des angles d'incidence [26], [38], [39], [6], [37]. Dans certains travaux on a utilisé le comportement angulaire de la réflectivité des sédiments pour discriminer les différents types de fonds [7], [40], [41]. Cependant, aucune de ces études n'a réussi à réaliser une inversion précise des données du fait de la complexité des phénomènes physiques et des artefacts apportés par les capteurs. Quand le fond est texturé, la compensation du phénomène de la variabilité des textures selon l'incidence est plus complexe, car les angles d'incidence dépendent des données bathymétriques. Ces données ne sont pas en général accessibles car d'une part les sondeurs à balayage latéral ne sont pas des sondeurs bathymétriques et d'autre part, l'exploitation des données fournies par des sondeurs multifaisceaux (qui eux donnent la bathymétrie), si elles sont disponibles pour la même zone balayée par le sonar à balayage latéral, ne résout pas le problème car les sonars multifaisceaux donnent la topographie locale à une résolution plus grossière que celles des images issues du sonar latéral. Il est à noter qu'il existe des méthodes qui tentent d'extraire à partir des images sonar des informations sur le micro-relief du fond à partir de la réflectivité ponctuelle [42], [43], [45], [44]. Ces méthodes sont basées sur des modèles de réflexion simples tel que le modèle de Lambert [39] et utilisent principalement les techniques de 'shape from shading' [46], [48]. Les approches proposées dans ce domaine ont des limites. En effet, le plus souvent, faute de données bathymétriques à des échelles compatibles, elles ne sont pas validées sur des données réelles mais sur des images simulées [47], [45] et surtout elles sont, le plus souvent, basées sur l'hypothèse d'une image à un seul type de fond, hypothèse qui rend impossible l'exploitation de cette donnée dans le cadre de la segmentation des images sonar réelles où l'image comprend plusieurs types de fonds.

Ici, pour tenir compte de la variation des descripteurs de textures au long de la fauchée, nous proposons de considérer une partition du domaine angulaire en $J = 3$ secteurs pour lesquels les textures sont supposées stationnaires. Chaque secteur $j, j \in \{1, 2, 3\}$ est caractérisé par un angle moyen θ_j . La partition de la fauchée et le nombre de secteurs angulaires J sont fixés expérimentalement. 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 indexé par k et qu'on note par T^k est ainsi décrit par un ensemble $Q^k = \{Q_{f,j}^k\}_{f=1:F, j=1:3}$ de $3 \times F$ distributions empiriques estimées dans les 3 secteurs angulaires. De manière analogue, un échantillon de texture T est caractérisé par un angle moyen d'incidence θ et d'un ensemble de descripteurs $D_f^\theta(T) = \{D_f^\theta(T)\}_{f=1:F}$. Nous définissons alors la (dis)-similarité entre T et un type de fond T^k comme suit :

$$KL_w^\ominus(Q^k, D^\theta(T)) = \sum_{j=1}^3 \sum_{f=1}^F w_{\theta, \theta_j} w_f^2 KL(Q_{f,j}^k, D_f^\theta(T)),$$

$$\sum_{f=1}^F w_f^2 = 1. \quad (1)$$

avec KL , la divergence de Kullback-Leibler [20].

Pour deux distributions de probabilité Q et D , on définit

$$KL(Q, D) = \int Q(x) \log \left(\frac{Q(x)}{D(x)} \right) dx$$

$$\text{et } w_{\theta, \theta_j} = \frac{\exp\left(\frac{-(\theta_j - \theta)^2}{\sigma_j^2}\right)}{\sum_{j=1}^J \exp\left(\frac{-(\theta_j - \theta)^2}{\sigma_j^2}\right)}$$

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.

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} formé par N échantillons de textures étiquetés:

$\mathcal{T} = \{(D^\theta(T), s_T)\}$ 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:

$$w = \arg \max_w M_w^T \quad (2)$$

avec

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

$$M_w(T) = KL_w^\ominus(Q^{d_T}, D^\theta(T)) - KL_w^\ominus(Q^{s_T}, D^\theta(T)) \quad (4)$$

avec d_T la classe de texture différente de s_T et la plus proche de T selon la mesure de similarité KL_w^\ominus :

$$d_T = \arg \min_{k \neq s_T} KL_w^\ominus(Q^k, D(T)) \quad (5)$$

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:

$$(\nabla M_w^T)_f = \frac{\partial M_w^T}{\partial w_f} = \sum_{T \in \mathcal{T}} \frac{\partial M_w(T)}{\partial w_f} \quad (6)$$

$$= 2 \cdot w_f \cdot \sum_{T \in \mathcal{T}} \sum_{j=1}^3 w_{\theta, \theta_j} \left(KL(Q_{f,j}^{d_T}, D_f^\theta(T)) - KL(Q_{f,j}^{s_T}, D_f^\theta(T)) \right).$$

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

$$\Delta_f = 2 \cdot w_f^{-1} \cdot \sum_{j=1}^3 w_{\theta, \theta_j} \left(KL(Q_{f,j}^{d_T}, D_f^\theta(T)) - KL(Q_{f,j}^{s_T}, D_f^\theta(T)) \right).$$

d) $w^t = w^{t-1} + \Delta$.

3) Normalisation: $w^t = (w^t)^2 / \|(w^t)^2\|$,

avec $((w^t)^2)_f = (w_f^t)^2$.

Dans notre application nous utilisons $N = 100 \times K$ échantillons de textures de taille 32×32 pixels. 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.

3. 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 de l'image: $\Omega = \bigcup_{k=1:K} \Omega_k$ avec Ω le domaine

de l'image à segmenter et Ω_k le domaine qui englobe tous les pixels de l'image attribués à la classe d'indice k . Nous résolvons ce problème dans un cadre variationnel et nous formulons le problème au niveau des régions $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$ comme la minimisation d'une fonctionnelle $E(\{\Omega_k\}_{k=1:K})$.

de l'image à segmenter et Ω_k le domaine qui englobe tous les pixels de l'image attribués à la classe d'indice k . Nous résolvons ce problème dans un cadre variationnel et nous formulons le problème au niveau des régions $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$ comme la minimisation d'une fonctionnelle $E(\{\Omega_k\}_{k=1:K})$.

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

$$E_1(\{\Omega_k\}_{k=1:K}) = \sum_{k=1}^K KL_w^\ominus(Q^k, D(\Omega_k)). \quad (7)$$

avec

$$KL_w^\ominus(Q^k, D(\Omega_k)) = \sum_{j=1}^3 \sum_{f=1}^F w_f^2 \pi_j^k KL(Q_{f,j}^k, D_{f,j}(\Omega_k)) \quad (8)$$

où $D_{f,j}(\Omega_k)$ est la distribution marginale de la réponse de l'image au filtre d'indice f estimée selon la méthode de Parzen

[22] sur le support de la région Ω_k dans le secteur angulaire d'indice j et π_j^k donné par :

$$\pi_j^k = \int w_{\theta, \theta_j} d\theta \quad (9)$$

E_2 est un terme de régularisation et de lissage des frontières entre les régions, il pénalise la longueur des contours qu'on note $\{\Gamma_k = \partial\Omega_k\}_{k=1:K}$ et est donné par :

$$E_2 = \sum_{k=1}^K \gamma_k |\Gamma_k|, \gamma_k \in \mathfrak{R}_+ \quad (10)$$

avec $|\Gamma_k|$ la longueur du contour Γ_k de la région Ω_k .

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 $\{\Gamma_k\}_{k=1:K}$ est alors donnée par l'équation (11), caractéristique des méthodes basées sur les contours actifs [21] :

$$\begin{cases} \frac{\partial \Gamma_k(x, t)}{\partial t} = F_k(x, t) \vec{N}_k \\ \Gamma_k(x, 0) = \Gamma_k^0 \end{cases} \quad (11)$$

avec \vec{N}_k la normale unitaire intérieure à Γ_k au point x 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'implantation 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 (11) est équivalente à :

$$\frac{\partial \varphi_k(x, t)}{\partial t} = F_k(x, t) |\nabla \varphi_k(x, t)|, \forall x \in \Omega_k \quad (12)$$

Le terme E_2 peut être exprimé en fonction des fonctions de niveaux φ_k [23] :

$$E_2 = \sum_{k=1}^K \gamma_k \lim_{\alpha \rightarrow 0} \int_{\Omega} \delta_{\alpha}(\varphi_k) |\nabla \varphi_k| dx \quad (13)$$

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

$$\delta_{\alpha}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\alpha} \left(1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\alpha}\right)\right) & \text{si } |x| \leq \alpha \\ 0 & \text{si } |x| > \alpha \end{cases} \quad (14)$$

La condition de partition peut être prise en compte dans l'ajout dans la fonctionnelle E d'un terme supplémentaire E_3 [24] :

$$E_3 = \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} \left(\sum_{k=1}^K H_{\alpha}(\varphi_k) - 1 \right)^2 dx, \quad \lambda \in \mathfrak{R}^+ \quad (15)$$

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

$$H_{\alpha}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{x}{\alpha} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi x}{\alpha}\right)\right) & \text{si } |x| \leq \alpha \\ 1 & \text{si } x > \alpha \\ 0 & \text{si } x < -\alpha \end{cases} \quad (16)$$

Comme $E = E_1 + E_2 + E_3$,

$$\text{alors } \frac{\partial \varphi_k}{\partial t}(x, t) = \frac{\partial \varphi_k^1}{\partial t}(x, t) + \frac{\partial \varphi_k^2}{\partial t}(x, t) + \frac{\partial \varphi_k^3}{\partial t}(x, t)$$

avec $\frac{\partial \varphi_k^i}{\partial t}, i = 1, 2, 3$ les termes des équations 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] :

$$\frac{\partial \varphi_k^2}{\partial t}(x, t) = \gamma_k \delta_{\alpha}(\varphi_k) \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi_k}{|\nabla \varphi_k|} \right), \forall k \in \{1 : K\} \quad (17)$$

$$\frac{\partial \varphi_k^3}{\partial t}(x, t) = -\delta_{\alpha}(\varphi_k) \lambda \left(\sum_{k=1}^K (H_{\alpha}(\varphi_k) - 1) \right), \forall k \in \{1 : K\} \quad (18)$$

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 :

$$\frac{\partial \varphi_k^1}{\partial t}(x, t) = - \sum_{j=1}^3 \sum_{f=1}^F w_f^2 w_{\theta_x, \theta_j} \left[KL(Q_{f,j}^k, D_{f,j}^k) - \left(\frac{Q_{f,j}^k}{D_{f,j}^k} * g_{\sigma_f}(h_f(x)) - 1 \right) \right] |\nabla \varphi_k| \quad (19)$$

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 $*$ le symbole de la convolution. Le détail de la dérivation de cette équation est fourni 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 (19) de w_{θ_x, θ_j} .

L'équation (19) comprend deux termes :

- Un terme global $-\sum_{j=1}^3 \sum_{f=1}^F w_f^2 w_{\theta_x, \theta_j} KL(Q_{f,j}^k, D_{f,j})$: ce

terme mesure la similarité entre les statistiques de la région et les prototypes de classes pour le secteur le plus proche de θ_s . Il est toujours négatif ou nul, il agit comme une force de contraction des contours. Cette force est d'autant plus importante que les statistiques de la région sont différentes des descripteurs prototypes.

- Un terme local $\sum_{j=1}^3 \sum_{f=1}^F w_f^2 w_{\theta_x, \theta_j} \left(\frac{Q_{f,j}^k}{D_{f,j}} - 1 \right) * g_{\sigma_f}(h_f(x))$:

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. Ce terme peut être positif ou négatif et il permet d'ajuster les statistiques à l'intérieur des régions à ceux des prototypes. En effet, pour un descripteur f donné, si $\left(\frac{Q_{f,j}^k}{D_{f,j}} - 1 \right) * g_{\sigma_f}(h_f(x)) < 0$ c'est-à-dire 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, le terme local relatif au filtre f est négatif en x favorisant ainsi le rejet du pixel x de la région et vice 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 $\{\Omega_k\}_{k=1:K}$ résulte des K équations de dérivées partielles couplées suivantes :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_k}{\partial t}(x, t) = & -\delta_\alpha(\varphi_k) \left[\sum_{j=1}^3 \sum_{f=1}^F w_f^2 w_{\theta_x, \theta_j} \left(KL(Q_{f,j}^k, P_{f,j}^k) - \frac{Q_{f,j}^k}{D_{f,j}} * g_{\sigma_f}(h_f(x)) + 1 \right) \right. \\ & \left. + \gamma_k \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi_k}{|\nabla \varphi_k|} \right) - \lambda \left(\sum_{k=1}^K (H_\alpha(\varphi_k) - 1) \right) \right], \forall k \in \{1, \dots, K\} \end{aligned} \quad (20)$$

Ces équations d'évolution 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 $\{\varphi_k\}_{k=1:K}$ par la distance signée au contour. Les contours initiaux sont donnés par une segmentation initiale par fenêtres glissantes. À chaque pixel x d'angle d'incidence θ_x , nous associons un ensemble de descripteurs $D^{\theta_x}(W_x) = \left\{ D_f^{\theta_x}(W_x) \right\}_{f=1:F}$ avec W_x une fenêtre centrée sur le pixel x puis nous lui attribuons la classe $label_x$ tel que :

$label_x = \arg \min_k KL_w^\ominus(Q^k, D^{\theta_x}(W_x))$. Avec cette initialisation, le nombre d'itérations est entre 300 et 600.

4. 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] : $f_{x_0} \in \{4\sqrt{2}, 8\sqrt{2}, 16\sqrt{2}\}$ 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, Daubechies et de Coiflet).

Les figures 7 et 8 présentent les résultats obtenus pour une image comprenant trois textures : roche, vase sableuse et maërl ridé [29], [30]. Nous présentons les poids obtenus pour les différentes distributions (voir figure 7), la segmentation de l'image avec la méthode proposée mais en estimant les prototypes de

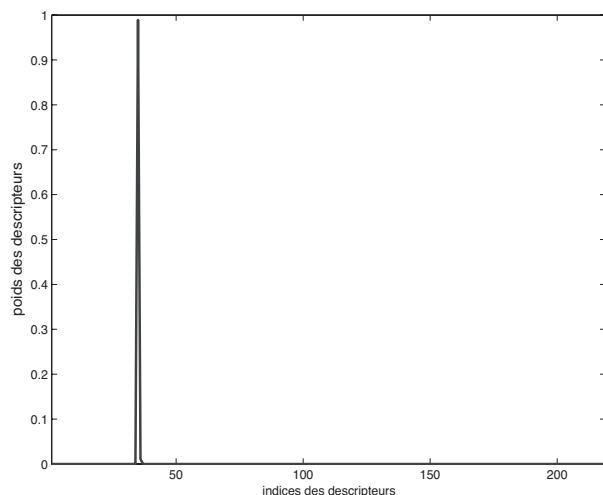


Figure 7. Estimation des poids $\{w_f^2\}$ pour la définition de KL_w^\ominus (équation (1)), en abscisse nous avons les indices des différents descripteurs : de 1 \rightarrow 121 les distributions de co-occurrence, de 122 \rightarrow 171 les distributions des énergies de Gabor et de 172 \rightarrow 219 les distributions des énergies d'ondelette : la matrice de co-occurrence de paramètres $(d, \theta) = (3, 0)$ comprend à elle seule 90 % de la somme des poids.

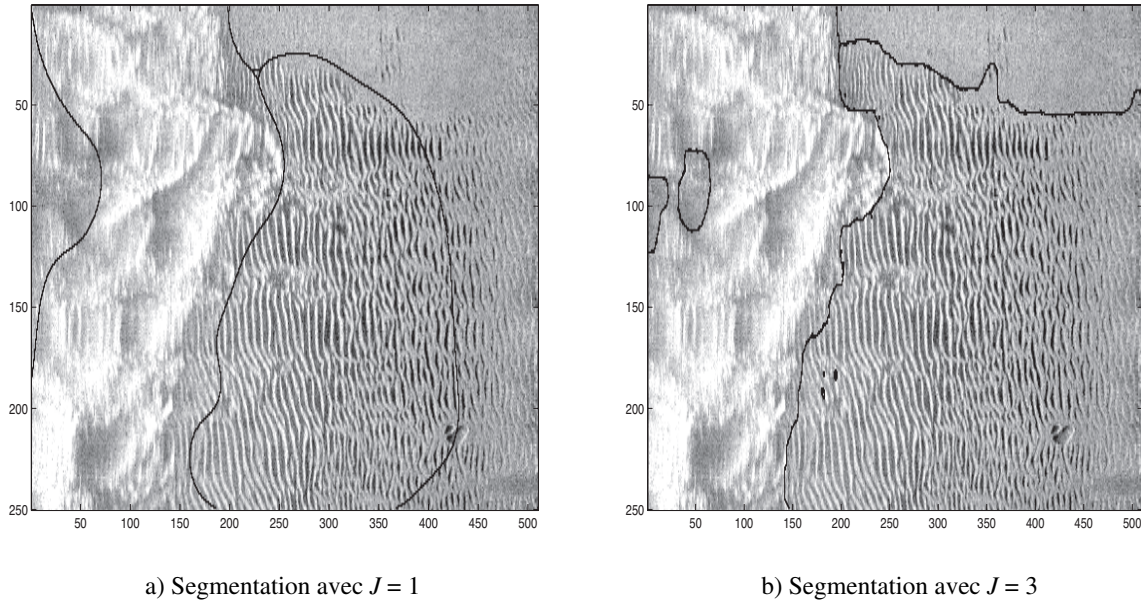


Figure 8. Segmentation d'une image de roche, vase sableuse et maërl ridé (Rebent, Ifremer): les frontières des régions sont tracées en noir sur l'image.

classes globalement sur toute la fauchée $J = 1$ (figure 8 (a)) et la segmentation avec des prototypes estimées sur les trois secteurs angulaires $J = 3$ (figure 8 (b)). La figure 9 présente les poids des descripteurs pour une seconde image à trois types de fond (sable, roche et rides de sable) [29], [30]. La figure 10 présente les segmentations relatives à cette image avec $J = 1$ et $J = 3$. Pour cette dernière image nous disposons d'une seg-

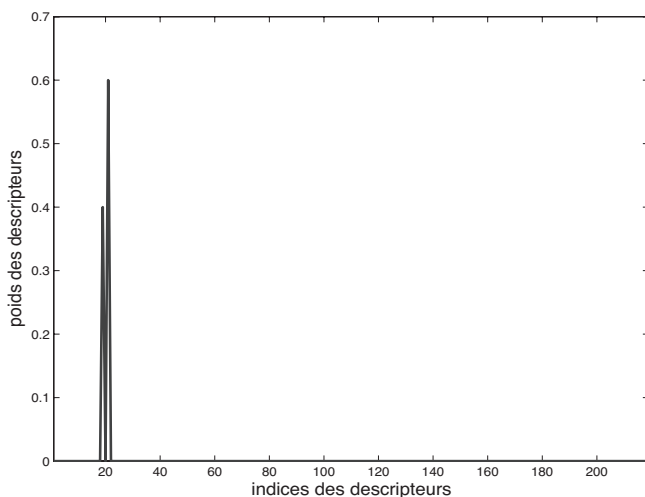


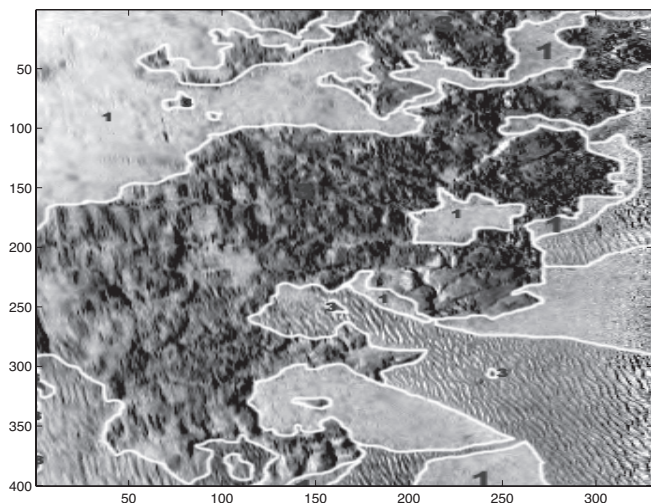
Figure 9. Estimation des poids $\{w_f^2\}$ pour la définition de KL_w^Θ (equation (1)), en abscisse nous avons les indices des différents descripteurs: de $1 \rightarrow 121$ les distributions de co-occurrence, de $122 \rightarrow 171$ les distributions des énergies de Gabor et de $172 \rightarrow 219$ 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.

mentation manuelle faite par un expert géologue [29], [30] (figure 10). Le taux d'erreur τ pour la segmentation avec $J = 3$ évalué à partir de la segmentation manuelle du géologue est de $\tau = 9.5 \%$ et il est de $\tau = 14.2 \%$ pour $J = 1$.

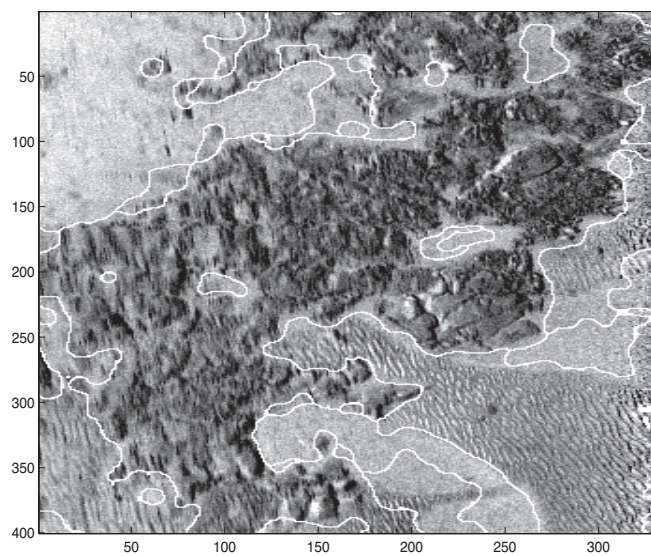
Pour les différentes images, la sélection des descripteurs dont la somme des poids est de 90 % de la somme totale des pondérations permet une réduction drastique du nombre de descripteurs (1 à 3 parmi un ensemble initial de 219 descripteurs). Pour l'image de la figure 8, uniquement la matrice de co-occurrence calculée pour les paramètres $(d, \theta) = (3, 0)$ est sélectionnée et pour la deuxième image (figure 10), deux matrices de co-occurrence sont sélectionnées: $(d, \theta) \in \{(10, \pi/2), (9, \pi/2)\}$. 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 dans la mesure où les régions identifiées correspondent aux différents types de fonds avec une bonne précision de détection des frontières entre régions.

La différence entre la segmentation avec et sans pondération angulaire qui correspondent respectivement à $J = 3$ et à $J = 1$ se manifeste principalement dans la séparation dans la zone spéculaire des textures assez proches. C'est le cas de la vase sableuse et le maërl ridé pour l'image de la figure 8 et du sable et rides de sable dans l'image de la figure 10. La figure 11 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 10.

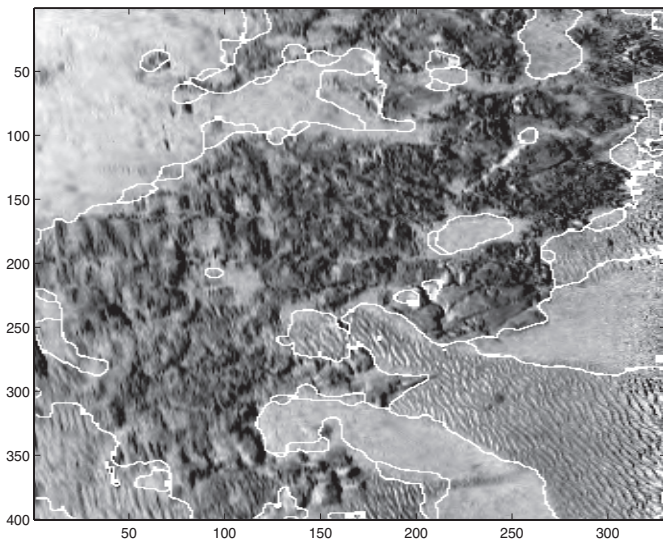
Dans la figure 12, nous présentons les résultats de la segmentation d'une image sonar comprenant deux types de fond: la vase et les rides de sable par une approche markovienne. Nous utilisons le même terme d'attache aux données que dans notre



a) Segmentation manuelle



b) Segmentation sans pondération angulaire $J = 1$



b) Segmentation avec pondération angulaire $J = 3$

Figure 10. 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.

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 :

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

$\alpha_c \in \{\alpha_H, \alpha_V, \alpha_D\}$ 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 frontières (voir figure 12 (a)).

À l'inverse, la prise en compte de support plus petit pour le calcul des caractéristiques de texture induit de mauvaises identifications au niveau pixel, en particulier dans les zones de rides de sable (voir figure 12 (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.

5. 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 proches 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 soient 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 telles 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 telles que la

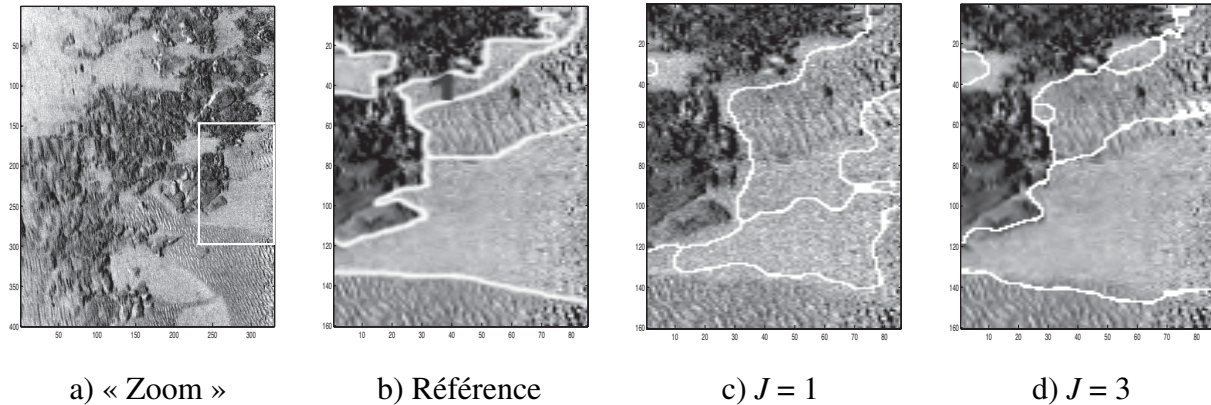
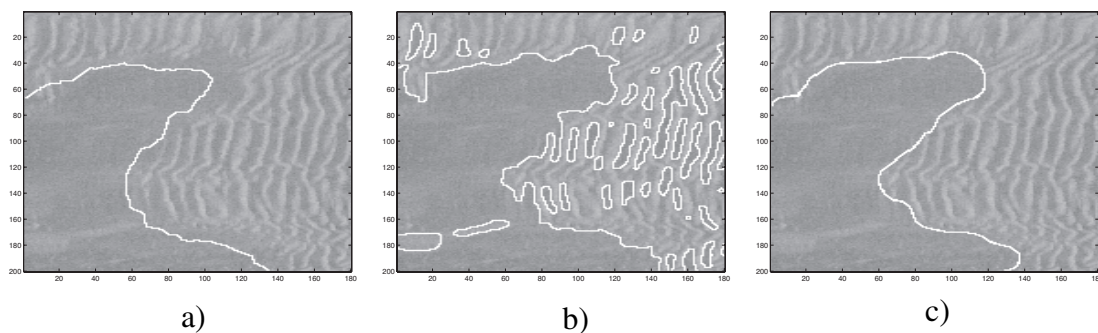


Figure 11. Segmentation dans le secteur de faibles angles d'incidence.

Figure 12. 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.

détection de types de fond précis ou d'objets déposés sur la surface des fonds ou la calibration des images sonar en fonction des différents types de fonds. Enfin, une méthode automatique pour l'estimation du nombre et des limites des secteurs angulaires et une extension au cas non-supervisé de l'approche proposée constituent également une orientation du travail futur.

Références

- [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 », *Cambridge 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. SHAW-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. BOUTHEMY, « 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. FARROKHNI, « 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. GUÉNNÉGAN 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.
- [29] A. EHRHOLD and D. HAMON and B. GUILLAUMONT, « The Rebent monitoring network, a spatial integrated acoustic approach to survey nearshore macrobenthic habitats: application to the bay of Concarneau (South Brittany, France) », *ICES Journal of Marine Science*, Vol.63, pp.1604-1615, 2006.
- [30] A. EHRHOLD, A. BLANCHET and D. HAMON, « Réseau de surveillance benthique (REBENT) – Région Bretagne. Approche sectorielle subtidale : Identification et caractérisation des habitats benthiques du secteur Glénan », *RST/IFREMER/DYNECO/Ecologie benthique/06-03/REBENT*, Vol.62, pp.+ 8 annexes, 2006.
- [31] R. BATTITI, « Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning », *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.5, no.4, pp.537-550, 1994.
- [32] C.A. JENSEN, M.A. EL SHARKAWI and R.J MARKS, « Power system security assessment using neural networks: feature selection using Fisher discrimination », *IEEE Transactions on Power system*, Vol.16, no.4, pp.757-763, 2001.
- [33] R. GILAD-BACHRACH, A. NAVOT and N. TISHBY, « Margin based feature selection – theory and algorithms », *ICML*, pp.337-344, 2004.
- [34] K. KIRA and L. RENDELL, « A practical approach to feature selection », *Proceedings of the Ninth International Workshop on Machine Learning*, pp.249-256, 1992.
- [35] M. ROBNIK-SIKONJA and I. KONONENKO, « Theoretical and Empirical Analysis of Relief and RRelief », *Journal of Machine Learning Research*, Vol.53, no.1-2, pp.23-69, 2003.
- [36] NC. MITCHELL, « Processing and analysis of Simrad multibeam sonar data », *Marine Geophysical Researches*, Vol.18, pp.729-739, 1996.
- [37] C. DE MOUSTIER, D. ALEXANDROU, « Angular dependence of 12 kHz seafloor acoustic backscatter », *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol.90, no.1, pp.522-531, 1991.
- [38] G. LE CHENADEC, J.M. BOUCHER, X. LURTON and J.M. AUGUSTIN, « Angular dependence of statistical distributions for backscattered signals: modeling and application to multibeam echosounder data », *Oceans*, Vol.2, pp.897-903, 2003.
- [39] D.R. JACKSON, D.P. WINBRENNER and A. ISHIMARU, « Application of the composite roughness model to high-frequency bottom backscattering », *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol.79, no.5, pp.1410-1422, 1986.
- [40] J.E. HUGHES-CLARKE, « Towards remote seafloor classification using the angular response of acoustic backscatter: a case study from multiple overlapping GLORIA Data », *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol.19, no.1, pp.112-127, 1994.
- [41] E. POULIQUEN and X. LURTON, « Identification de la nature du fond de la mer à l'aide de signaux d'écho-sonders », *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol.18, no.1, pp.78-89, 2003.
- [42] D. LANGER and M. HERBERT, « Building qualitative elevation maps from side scan sonar data for autonomous underwater navigation », *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and automation*, Vol.3, pp.2478-2483, 1991.
- [43] R. LI and S. PAI, « Improvement of bathymetric data bases by shape from shading technique using side-scan sonar images », *OCEAN*, Vol.1, pp.320-324, 1991.
- [44] A.E. JOHNSON and M. HEBERT, « Seafloor map generation for autonomous underwater vehicle navigation », *Autonomous Robots*, Vol.3, no.2, pp.145-168, 1996.
- [45] E. DURA, J. BELL and D. LANE, « Reconstruction of textured seafloors from side-scan sonar images », *IEE Proc. Radar Sonar Navigation*, Vol.151, no.2, pp.114-125, 2004.
- [46] B.K.P. HORN, « Shape from shading: a method for obtaining the shape of a smooth opaque object from one view », *mémoire de thèse*, Massachusetts Institute of Technology, USA, 1970.
- [47] J.M. BELL, « A model for the simulation of sidescan sonar », *mémoire de thèse*, Department of Computing and Electrical, Heriott-Watt University, Scotland, UK, 1995.
- [48] R. ZHANG, P. TSAI, J.E. CRYER and M. SHAH, « Shape from shading: a survey », *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, no.8, pp.690-705, 1999.
- [49] J.M. AUGUSTIN and X. LURTON, « Image amplitude calibration and processing for seafloor mapping sonars », *Oceans*, Vol.1, pp.698-701, 2005.
- [50] G. LE CHENADEC, Jean-Marc BOUCHER and X. LURTON, « Angular dependency of K-distributed sonar data », *IEEE on geoscience and remote sensing*, Vol.45, no.5, pp.1224-1236, 2007.



Imen **Karoui**

Imen Karoui, post-doctorante à l'École Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne (ENSTB). Elle est diplômée de l'école Polytechnique de Tunis en 2002, titulaire d'un Diplôme d'Etude Approfondie (D.E.A) « Signal, Télécommunications, Images et Radar » (STIR) en 2003 et d'une thèse de doctorat en traitement du signal et télécommunications de l'ENSTB en 2007. Ses domaines de recherche portent sur le traitement d'images, en particulier l'analyse et la segmentation des textures, avec applications en acoustique sous-marine.



Ronan **Fablet**

Ronan Fablet, diplômé de l'École Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace (SUPAERO) en 1997, est titulaire d'une thèse de doctorat de l'Université de Rennes I soutenue en 2001. Il a ensuite effectué un séjour post-doctoral INRIA à Brown University, (RI, USA). Depuis fin 2002, il est chercheur au sein du département Sciences et Technologies Halieutiques de l'Ifremer à Brest (FR). Ses domaines de recherche concernent le traitement du signal et la vision par ordinateur appliquée à l'écologie marine, et plus particulièrement à l'imagerie sonar pour la caractérisation des fonds marins et des ressources halieutiques, et à l'exploitation des archives biologiques marines.



Jean-Marc **Boucher**

Jean-Marc Boucher, professeur à l'ENST Bretagne et Directeur-Adjoint de l'Unité CNRS 2872 TAMCIC. Il est diplômé de l'École Nationale Supérieure des Télécommunications en 1975 et Habilité à Diriger des Recherches par l'Université de Rennes1 en 1995. Ses activités de recherche portent sur le traitement de signal et d'images radar et sonar (filtrage, segmentation, classification), le traitement de signaux audio et biologiques. Il est auteur ou co-auteur de 24 publications dans des revues nationales ou internationales et de plus d'une centaine de communications en conférences. Il est aussi Senior Member IEEE et Officier des Palmes Académiques.



Jean-Marie **Augustin**

Jean-Marie Augustin, titulaire d'un Diplôme d'Etude Approfondie en traitement du signal de l'Université de Rennes I en 1982, il a intégré l'Ifremer à Brest (FR) en 1984. Il a mené de nombreux travaux de recherche et développement dans le domaine du traitement de données des sonars et sondeurs multifaisceaux., il s'intéresse particulièrement à l'exploitation de la réflectivité acoustique des fonds marins.



