Télédétection, 2004, vol. 4, n°3, p. 215–229

© 2004 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*

DÉTECTION DES NAPPES D'HYDROCARBURES DANS LES IMAGES RSO PAR MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE

THOMAS FLORENT KANAA [a,b,1,2], EMMANUEL TONYÉ [a,3], GRÉGOIRE MERCIER [b,4] et VINCENT ONANA [c,5]

[a] *Laboratoire d'électronique et de traitement du signal, École nationale supérieure polytechnique de Yaoundé, B.P. 8390, Yaoundé, Cameroun*
Téléphone/télécopieur : (237) 2 22 45 47

[b] *Département image et traitement de l'information*
École nationale supérieure des télécommunications de Bretagne – CNRS FRE TAMCIC, Équipe TME, Technopole Brestoise, 29238 Brest, France
Téléphone : (33) 02 29 00 10 59 ; télécopieur : (33) 02 29 00 10 98

[c] *Équipe imagerie spatiale, information géographique et environnementale, Institut universitaire de technologie de Douala, B.P. 8698, Douala, Cameroun*
Téléphone/télécopieur : (237) 3 40 24 82

courriel [1,2,3,4,5] : t_kanaa@yahoo.fr ; Thomas.Kanaa@enst-bretagne.fr ; tonyee@hotmail.com ; Gregoire.Mercier@enst-bretagne.fr ; onana@yahoo.fr

(soumis : 9 mars 2004 ; révisé : 25 mai 2004 ; accepté 29 juillet 2004)

Dans cet article, nous proposons une nouvelle stratégie de détection des signatures de nappes d'hydrocarbures dans les images d'intensité d'un radar à synthèse d'ouverture (RSO) des milieux marins. Celle-ci est basée sur trois paramètres : l'intensité ponctuelle de la radiométrie, l'intensité locale et le gradient morphologique interne. Ainsi, la détection prend en compte non seulement l'intensité de l'image mais aussi le contexte induit par l'état de la mer. Le gradient permet d'avoir des informations relatives au spectre de vagues. Il caractérise les différentes textures présentes sur l'image par un coefficient de pondération. La régularisation de l'intensité est assurée par une transformation composée de deux opérateurs, linéaire et non linéaire, conduisant à un filtrage adapté à la texture. La viscosité des hydrocarbures, le vent et la forme des vagues font apparaître des microstructures linéaires prises en compte par le seuillage par hystérésis directionnel appliqué à chacune des directions de Freeman. Pour finaliser le procédé, les réponses ainsi obtenues sont fusionnées grâce à un opérateur numérique, puis le résultat de la fusion est interpolé par une ouverture morphologique.

La méthode est testée sur des images d'intensité RSO, en mode PRI (*Precision Image*), du satellite ERS-2 (*European Remote Sensing Satellite).* Une technique d'évaluation basée sur la précision et l'erreur de commission lui est appliquée en vue de la validation quantitative à partir d'une réalité de terrain définie par photo-interprétation. Les performances de l'algorithme sont alors exprimées en terme de probabilité de détection, probabilité de fausses alarmes et précision de la classification. Finalement, la méthode déployée est comparée aux approches existantes. Les résultats ainsi obtenus offrent la meilleure précision de classification, soit un accroissement de 2,5 %, et suppriment les fausses alarmes dans le fond des images provenant des traitements, améliorant ainsi les conditions de visualisation des nappes à l'aide d'images de Rso. Ils dénotent ainsi une amélioration de la détection des nappes d'hydrocarbures en utilisant les images RSO en milieu marin.

Mots-clefs : imagerie Rso ; détection des nappes d'hydrocarbures ; morphologie mathématique ; seuillage par hystérésis.

OIL SLICK DETECTION INSAR IMAGES BASED ON MATHEMATICAL MORPHOLOGY

A new method is proposed in this paper to detect oil slick in oceanographic Synthetic Aperture Radar (SAR) images. This method is based on three extracted information: the intensity of the image, the local mean feature, and the internal morphological gradient. Thus, detection takes into account not only the sensor signatures in the image but also the context induced by the nature of the sea. The gradient makes it possible to have informations relating to the ocean waves spectrum. It characterizes various textures present on the image by a weighting coefficient. The regularization of the intensity is ensured by a transformation made up of two operators, linear and nonlinear, leading to a filtering adapted to texture. The oil slick viscosity, the wind and the shape of the waves reveal linear microstructures taken into account by the directional hysteresis thresholding applied to each Freeman direction. To achieve the detection process, the answers obtained are then merged with the help of an numeric fusion, the result is then interpolated by a morphological opening.

This method is tested on European Remote Sensing-2 (ERS-2) SAR Precision Images. An approach based on confusion matrix and ground truth data (photo interpretation) containing oil spots, is proposed to evaluate it. The quantitative performance is expressed in term of detection, false alarm rates, and overall accuracy. The method is finally compared to the usual methods. The results obtained show a significant increase in 2,5 % of the overall classification and all false alarms are almost killed. This improves performance of oil slick detection in oceanographic SAR images.

Keywords : SAR imagery ; oil slicks detection ; mathematical morphology ; hysteresis thresholding.

1. INTRODUCTION

L'intensification des activités pétrolières en milieu marin, les naufrages de pétroliers et les déversements accidentels en mer, sont à l'origine des risques d'une pollution de l'eau par les hydrocarbures. Le naufrage des navires pétroliers *Prestige* sur l'océan atlantique, au large des côtes de Galice (Espagne) le 19 novembre 2002, et *Erika*, au large de la côte de Normandie en France le 12 décembre 1999, sont des exemples contemporains éloquents. Au Cameroun, par exemple, la raffinerie à Limbé, la sortie du pipeline Tchad-Cameroun à Kribi et les exploitations *offshore* de la Guinée Équatoriale au large du golfe de Guinée entraînent un trafic maritime de transport d'hydrocarbures intense et multiplient les risques de pollution de la côte camerounaise.

Dans ces circonstances, de grands déséquilibres de l'écosystème, à la fois continental côtier et aquatique, sont annoncés. Dans les mangroves, l'impact est néfaste et les conséquences écologiques, économiques, sociales et hydrologiques multiples (Cormier-Salem, 1999). Pour lutter contre ce fléau, la télédétection radar à synthèse d'ouverture (RSO) a été utilisée dès le lancement du satellite SEASAT en 1978, relayé par ERS-1 en 1991. La première démarche (1991-1994) a consisté en la validation des conditions optimales d'acquisition du capteur RSO favorables à la détection par photo-interprétation (Alper and Huhnerfuss, 1988 ; Kobayashi *et al.*, 1993 ; Wismann *et al.*, 1993 ; Wahl *et al.*, 1994 ; Litovchenko, 1999 ; Gade *et al.*, 2000). La seconde étape (1993-1998) a permis d'établir le concept des premières méthodes de traitement numérique pour la détection de nappes d'hydrocarbures (DNH) à partir d'images RSO (Bjerde *et al.*, 1993 ; Barni *et al.*, 1995 ; Solberg *et al.*, 1999 ; Lombardo *et al.*, 2000). Seulement, cette problématique est fortement perturbée par des phénomènes atmosphériques et océaniques (Espedal, 1998), qui entachent les images de signatures similaires à celles des nappes. Ainsi, la troisième serie d'approches (Hovland *et al.*, 1994 ; Trivero *et al.*, 1998 ; Espedal, 1998 ; Solberg *et al.*, 1999 ; Del Frate *et al.*, 2000 ; De Maio *et al.*, 2001) conduisent au développement des méthodes qui permettent de les discerner les unes par rapport aux autres, par l'usage d'informations complémentaires provenant de l'environnement marin. Par conséquent, les systèmes de DNH se résument en trois phases (Bjerde *et al.*, 1993 ; Solberg *et al.*, 1999 ; Calabresi *et al.*, 1999) : la détection des signatures de nappes d'hydrocarbures, la caractérisation des signatures détectées et du milieu environnant, puis la classification des dites signatures. De cette conséquence, les méthodes numériques de DNH pourraient être classifiées en fonction de deux critères : le type des données utilisées (images d'amplitude ou d'intensité, en muti-polarisation, multi-fréquence ou multidates) et l'objectif spécifique visé par le traitement (détection, caractérisation ou alors classification des signatures).

Les premières méthodes développées pour la DNH à partir d'images d'intensité sont basées sur le seuillage de l'intensité (SI) (Bjerde *et al.*, 1993 ; Solberg *et al.*, 1999), les méthodes floues (FCM : *Fuzzy C-Mean*) (Barni *et al.*, 1995), le seuillage par hystérésis (FRSHD : *Fusion des réponses provenant du seuillage par hystérésis directionnel*) (Kanaa *et al.*, 2003) et les modèles multi-échelles (MOSS : *Multi scale Oil Slick Segmentation*) (Mercier *et al.*, 2003). Le SI est basé sur un modèle probabiliste associé à la théorie bayésienne de la décision (Duda and Hart, 1973). Ce modèle détecte difficilement les structures fines, ainsi que les nappes soumises à une forte agitation de la surface de la mer, notamment celles apparaissant aux bordures de l'étendue des nappes. En conséquence, le cœur est détecté et les bordures sont lissées.

L'algorithme FCM est fondé sur la théorie des ensembles flous (Zadeh, 1965). Il représente explicitement des informations imprécises sous la forme de fonctions d'appartenance. Dans un contexte monobande, il provoque une surclassification sur les images RSO et génère un taux de fausses alarmes important. La FRSHD s'appuie non seulement sur l'intensité affectée au pixel, mais aussi sur le comportement ambigu de la nappe dans un environnement marin plus ou moins agité pour en extraire des structures les plus fines possibles. La MOSS procède par la caractérisation multi-échelle du spectre des vagues (décomposition en ondelettes) et par l'estimation de mélange de lois statistiques. Il n'améliore pas la détection des signatures et génère une classe de conflit où plane l'incertitude entre les nappes d'hydrocarbures et l'eau de mer.

Ces approches présentent certainement des forces et des faiblesses dépendantes des contextes, bien qu'aucune ne se préoccupe du volet de la précision. Le premier objectif de cet article est donc de proposer une nouvelle stratégie de détection en capitalisant au mieux sur les acquis, dans le souci d'améliorer la localisation spatiale des nappes tout en minimisant les fausses alarmes. L'analyse directe qui devrait succéder à ce traitement devra permettre d'extraire les caractéristiques (physiques et géométriques) les plus exactes possibles des signatures à détecter (Solberg *et al.*, 1999). Ces caractéristiques contribueraient fortement à la bonne classification des signatures (certitude). Pour en optimiser le processus, il est nécessaire de circonscrire, de la manière la plus précise, les surfaces occupées

(Lombardo *et al.*, 2000), des plus fins détails aux signatures les plus étendues. En outre, les méthodes de détection nécessitent une plate-forme commune d'évaluation basée sur les mêmes données et des critères d'évaluation identiques. De ce fait, le deuxième objectif consistera à comparer les différentes méthodes de DNH.

À la suite d'une brève présentation des sites et des données utilisées (§2 et §3), la méthode proposée (§4) s'appuie sur trois hypothèses basées sur des observations physiques faites par les océanographes et les physiciens.

La première hypothèse est liée aux multiples perturbations (Maître, 2001) qui interviennent durant la construction de l'image d'observation du milieu marin. Celle-ci se trouve affectée par le chatoiement à cause du système d'acquisition actif de données. Le phénomène de distorsion de balayage due à la progression de la mer durant la construction l'image par bandes successives (provoquant une rotation du spectre) est négligé dans la construction de l'image. La modulation d'inclinaison, due à la variation de l'angle entre le vecteur d'onde de l'impulsion électromagnétique et la normale à la surface sous l'effet des petites vagues à l'intérieur d'une cellule de résolution, provoque un bruit multiplicatif accru et spécifique sur l'image de la mer. Le modèle à deux échelles (Wright, 1968) indique que la rétrodiffusion est due aux petites vagues modulées par les grandes vagues. Ainsi, le spectre des petites vagues n'est homogène ni dans le temps ni dans l'espace du fait de la modulation hydrodynamique (Philipps, 1977). Tous ces phénomènes entraînent une dispersion de la réflectivité dans les images de la surface de la mer qui donne une apparence granuleuse extrêmement bruitée (image texturée ou fond).

La deuxième hypothèse de ces travaux concerne les modifications physiques induites par la présence d'un fluide visqueux flottant sur la surface de la mer. En plus de son caractère réfléchissant dû à sa viscosité, la nappe d'hydrocarbures accroît le champ de pression à la surface occupée, atténuant la hauteur des vagues (Franceschetti *et al.*, 2002) à la mesure de sa densité. Le lissage des vagues provoque une baisse considérable de la réflectivité et du chatoiement. La surface ainsi définie présente des caractéristiques physiques de rétrodiffusion quasi stationnaires (image homogène ou cible).

La troisième hypothèse est que les résultats physico-chimiques de l'interaction hydrophobe (Gaboriaud, 1996) entre les deux fluides (nappe et eau) entraînent la dissolution mutuelle de l'un dans l'autre. Ce mélange donne lieu à trois couches en fonction de l'intensité de l'agitation du mélange : une nappe flottante, une couche de conflit et l'eau de mer. La couche de conflit, située à l'intermédiaire des deux autres, constitue la solution saturée du mélange (phase dispersée). Elle crée beaucoup de confusion dans les images et se caractérise par un mélange dynamique des deux fluides. Cette zone, difficile à caractériser, attribue une morphologie spécifique aux nappes à la surface. Dans les conditions de turbulence relative de l'environnement marin, les hydrocarbures adoptent un comportement ambigu. La conséquence de cette agitation est l'apparition des micro-structures linéaires orientées en fonction des directions imposées par le vent et par les vagues en surface.

Enfin, les résultats obtenus à la suite des tests faits sur deux images RSO sont analysés puis comparés à ceux produits par les méthodes usuelles précédemment décrites (§5 et §6).

2. SITES D'ÉTUDE

Les sites d'étude (S_A et S_B) sont géographiquement présentés dans les zones respectives (Z_A et Z_B) sur la figure 1. Dans un premier temps, l'intérêt de l'étude porte vers une région pétrolifère non surveillée et non protégée contre la pollution par les hydrocarbures : le golfe de Guinée (Z_A sur la figure 1). Le site étudié, désigné S_A, est situé au large du littoral camerounais, région soumise à un climat équatorial. À 12 km de la ville de Kribi, non loin des villes de Douala et de Malabo, se trouve le terminal maritime de l'oléoduc Tchad-Cameroun constitué d'un système d'amarrage par point unique raccordé au terminal flottant de stockage et de déchargement d'hydrocarbures.

La deuxième zone d'intérêt (Z_B sur la figure 1) affecté par un climat tempéré méditerranéen au large de la côte de la Grèce, se caractérise par un environnement plus sujet à être affecté par les hydrocarbures. Plusieurs projets d'observation et de surveillance y ont été mis en œuvre au regard de l'activité croissante du trafic maritime.

Une analyse des statistiques de pollution en 1999 faites sur 1 600 images RSO par le JRC (Joint Research Centre) de la Commission européenne, a révélé l'existence de plus de 17 km^2 de nappes polluantes dans la Méditerranée (Pavlakis *et al.*, 2001).

3. DONNÉES UTILISÉES

Les données disponibles pour tester les algorithmes sont constituées de trois extraits d'image au format PRI (*Precision Image*) du capteur RSO du satellite ERS-2 (*European Remote Sensing Satellite*). L'extrait d'image de la figure 2b provient de l'océan Atlantique, au large du littoral camerounais et de l'île de Malabo (S_A). Elle fait 270 pixels en distance et 270 pixels en azimut, et elle été acquise le 17 janvier 1999. Les extraits (a) et (c) de la même figure

sont de la Méditerranée et ont été acquis le 9 juin 1999 (S_B) : (a) mesure 512 pixels (en distance et en azimut) et (c) 656 pixels (en distance et en azimut). L'extrait (c) a été acquis dans des conditions turbulentes de la surface de la mer, (a) dans un contexte moins agité et (b) dans des conditions relativement paisibles. Ces images proviennent toutes de données étalonnées multivues sans filtrage préalable du chatoiement. Ce chatoiement y est naturellement aggravé par les phénomènes de repliement successifs, de distorsion de balayage du capteur et de modulation d'inclinaison due aux vagues en surface.

Comme il n'y a pas réalité de terrain « pixéliquement » établie, nous définissons une image (figure 2d) représentative des mesures de terrain. Cette image dite de réalité de terrain provient de l'extrait de la figure 2a pour laquelle la présence d'hydrocarbure a été validée. Les limites spatiales des hydrocarbures ont été obtenue au moyen d'une analyse thématique dirigée et minutieusement menée par photo-interprétation. Dans ce cas, la certitude d'une pollution par des hydrocarbures est maximale et la précision globale est relative au comportement actif du système visuel.

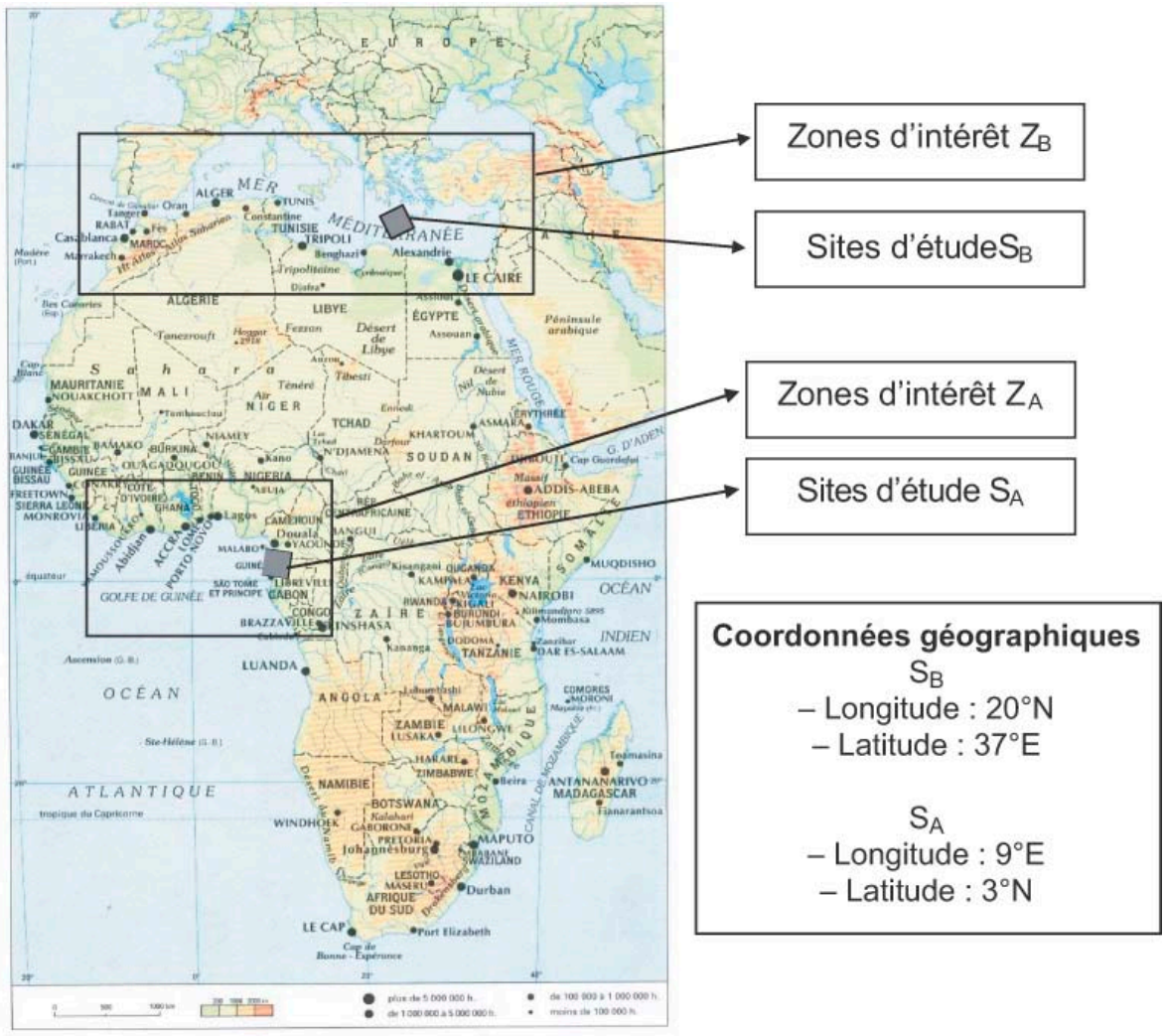


FIGURE 1 Localisation des sites d'étude dans la mer Méditerranée (Z_B) et dans l'océan Atlantique (Z_A). *Geographical location of the experimental sites in the Mediterranean sea (Z_B) and in the Atlantic ocean (Z_A).*

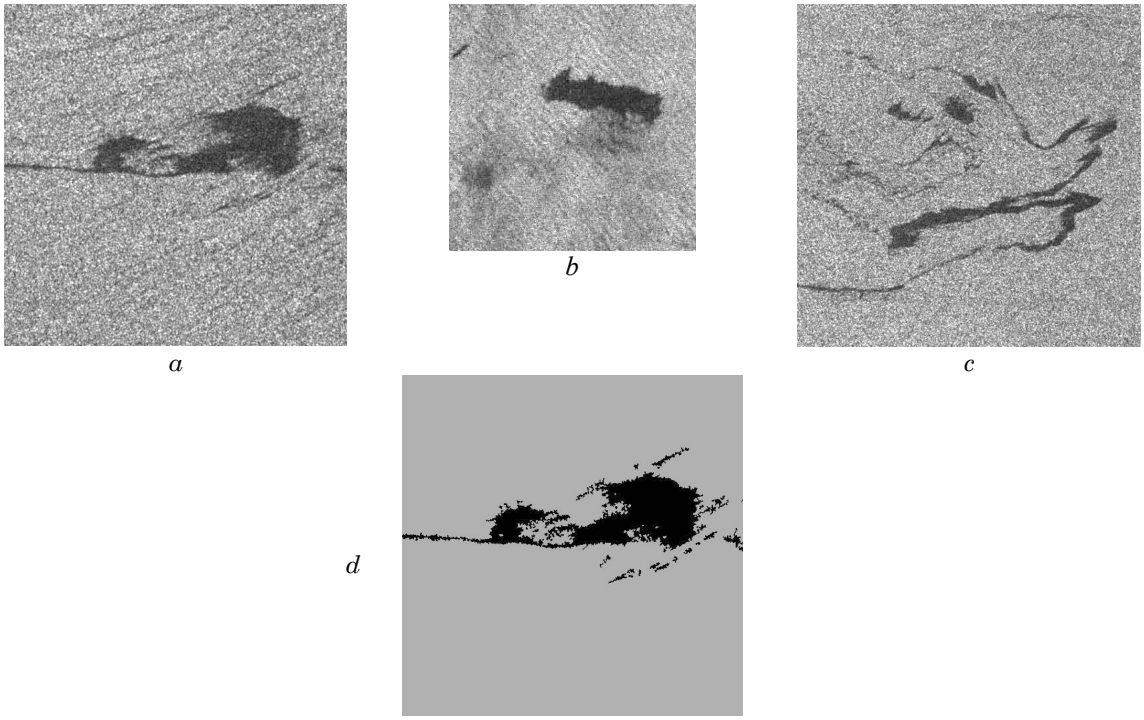


FIGURE 2 Données utilisées : trois extraits d'images originales PRI du RSO du satellite ERS, (a) et (c) sont issus de la Méditerranée, et (b) de l'océan Atlantique ; une image de réalité de terrain (d) définie par photo-interprétation (a). *Data used : three original ERS SAR PRI images of the mediterranean sea (a, c) and in the atlantic ocean (b); one ground truth image (d) defined by airphoto interpretation of (a).*

4. ÉTAPES DE LA MÉTHODE

Considérons une image comme un signal bidimensionnel (2-D) discret I à valeurs réelles $f_I(s_i)$ sur une grille dont les cellules constituent un ensemble Sde sites tels que $S = \{s_i,\ i \in [1,N]\}$. Étant donné un problème de détection de signature ciblée C, cette dernière étant distinguée du fond de l'image F, l'on dispose par exemple de l canaux d'informations $f_j(s_i)$ $(1 \le j \le l)$ (texture ou autres) extraites de l'image originale (Tonye *et al*., 2000). $f_j(s_i)$ sont liées au modèle de représentation utilisé. La décision sur (s_i) est prise à partir des mesures $f_j(s_i)$ par l'usage d'une combinaison adéquate.

Du point de vue de la méthode proposée (figure 3), trois paramètres sont extraits de l'image ($l = 3$). La combinaison des trois canaux est assurée par une technique de filtrage adaptatif et la décision de classification est prise par la fusion des réponses provenant du seuillage par hystérésis directionnel (FRSHD).

4.1. Estimation des paramètres et filtrage

4.1.1. Mesures radiométriques

D'après les hypothèses décrites (§1), le fond de l'image nécessite le filtrage des effets induits par son acquisition, ce qui n'est pas nécessaire pour la cible. Pour la texture F, l'image doit être filtrée. Le paramètre mesuré, pour ses qualités (Maître, 2001), est la radiométrie contextuelle $f_{IM}(s_i)$ au site (s_i). Pour la cible (hypothèse 2), l'image doit pouvoir conserver son signal $f_I(s_i)$. L'essentiel de la méthode est de trouver un compromis quantifiable entre ces deux points de vue afin de faire une meilleure estimation de la réflectivité. Ce compromis est obtenu grâce à la mesure des dynamiques mise au point par le gradient morphologique interne $f_{IG}(s_i)$.

4.1.2. Gradient morphologique interne

La dynamique de l'intensité décrite (hypothèses 1 et 2) permet de discerner les régions en présence, dans le but de transformer la texture et d'extraire les paramètres informationnels là où cela s'avère nécessaire. Le demi gradient morphologique $\rho_{\bar{D}}$, provenant de l'érosion, est fiable pour cette mesure. Ses valeurs se définissent comme suit :

$$f_{IG}(s_i) = \rho_{\bar{D}}[f_I(s_i)] = f_I(s_i) - \varepsilon_D[f_I(s_i)] \qquad (1)$$

où D est un élément structurant carré de rayon 1 (figure 4a). Cette mesure conduit au coefficient de pondération $k(s_i)$, caractéristique et propre à chacune des textures présentes sur l'image RSO.

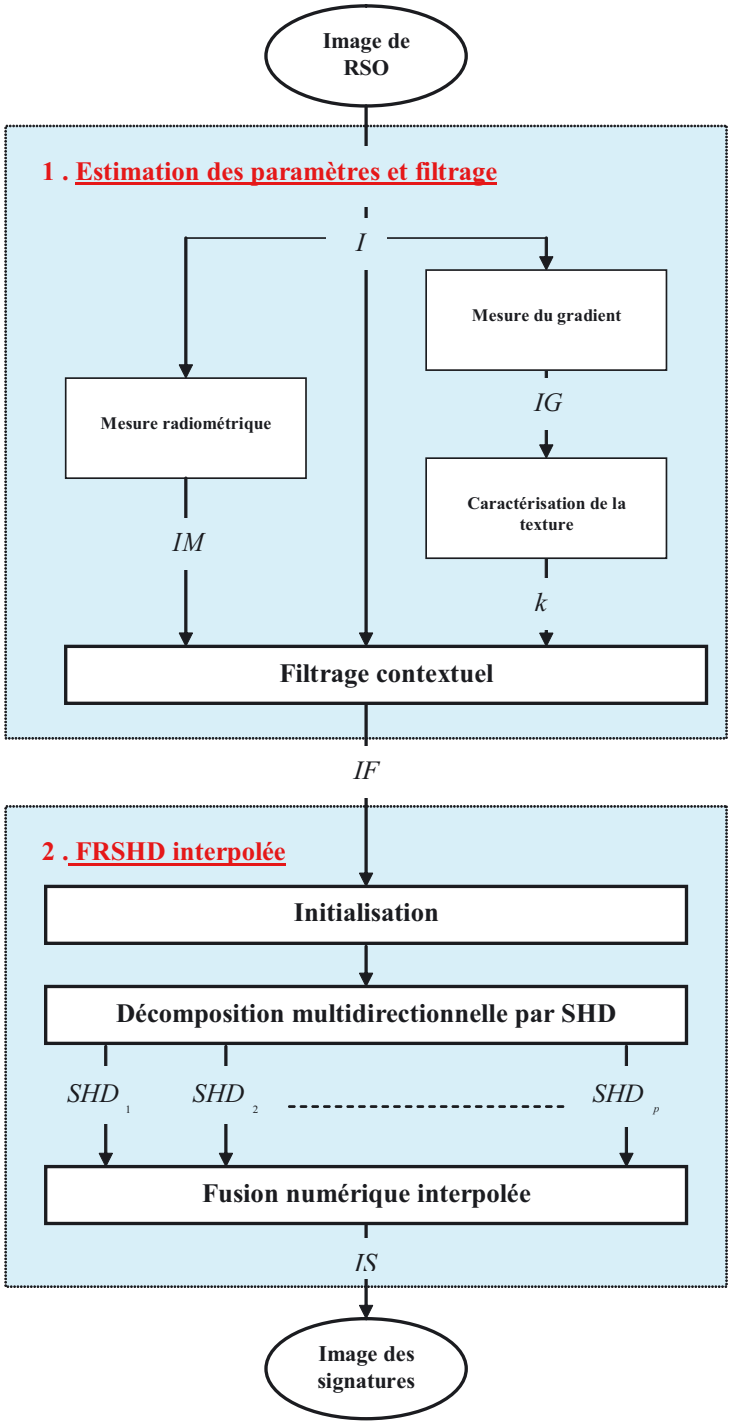


FIGURE 3 Synoptique de la méthode proposée. *I* : images des intensités ponctuelles ; *IM* : image de la moyenne locale ; *IG* : image du gradient ; *k* : coefficient de pondération de la texture locale ; *IF* : image filtrée ; *IS* : image des signatures ; $SHD\theta_l$: image provenant du seuillage par hystérésis directionnel d'angle θ_l ($l = 1$ à p ; pour Freeman, $p = 8$). *Block diagram of the proposed method. I : punctual intensity image ; IM : local mean image ; IG : gradient image; k : local textural weighting coefficient; IF : filtering image ; IS : spot image ; $SHD\theta_l$: image from directional hysteresis thresholding with $\theta_l$angle (l=1 to p ; for Freeman, p=8).*

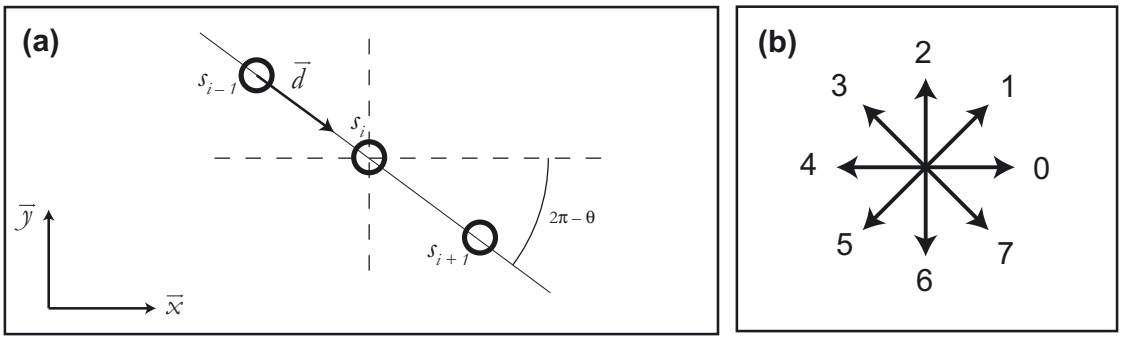


FIGURE 4 Direction du seuillage par hystérésis $\vec{d}$: a) Illustration dans un référentiel $(\vec{x},\vec{y})$ d'angle θ ; b) Déduction des huit directions de Freeman $\vec{0},\vec{1},\vec{2},\vec{3},\vec{4},\vec{5},\vec{6},\vec{7}$ correspondant respectivement à θ_1, θ_2, θ_3, θ_4, θ_5, θ_6, θ_7, θ_8. *Directional hysteresis thresholding $\vec{d}$: a) Illustration in a reference frame $(\vec{x},\vec{y})$ with hysteresis angle θ; b) Deduction of the eight Freeman directions $\vec{0},\vec{1},\vec{2},\vec{3},\vec{4},\vec{5},\vec{6},\vec{7}$ respectively corresponding to* θ_1, θ_2, θ_3, θ_4, θ_5, θ_6, θ_7, θ_8.

4.1.3. Caractérisation de la texture

La caractérisation consiste à faire une estimation des coefficients de pondération normalisés $k(s_i)$ à affecter à chacune des textures définies à l'aide du gradient. Ce paramètre est centré sur la moyenne des gradients et équitablement réparti entre le minimum et le maximum des gradients de I, sous la forme :

$$k(s_i) = \exp\left(-\frac{\lambda \cdot f_{IG}(s_i)}{\vee f_{IG} - f_{IG}(s_i)}\right) \quad (2)$$

$$\text{si } f_{IG}(s_i) \neq \vee f_{IG}(s_i) \text{ (sinon, } k(s_i) = 0)$$

$$\vee f_{IG}(s_i) = \text{Max}\{f_{IG}(s_i), s_i \in IG\} \text{ et} \quad (3)$$

$$\lambda = \frac{\mu_{IG}}{\sigma_{IG}}$$

où μ_{IG} et σ_{IG} représentent respectivement la moyenne et l'écart-type de l'image *IG*.

4.1.4. Filtrage contextuel

Un filtrage contextuel h, défini par une relation linéaire entre l'image d'intensité ponctuelle $f_I(s_i)$ et l'image d'intensité locale $f_{IM}(s_i)$, est déterminé par le modèle multiplicatif des filtres adaptatifs de Lee (Lee, 1981) et de Kuant (Kuant *et al.*, 1985) et asservi par le paramètre de texture locale $k(s_i)$ à travers la relation :

$$h[f_I(s_i)] = k(s_i) \cdot f_I(s_i) + [1 - k(s_i)] \cdot f_{IM}(s_i) \quad (4)$$

Sachant que $f_{IM}(s_i) = E[f_I(s_i)]$ et en tenant compte des équations 3 et 4, on obtient la relation :

$$h[f_I(s_i)] = E[f_I(s_i)] + \{f_I(s_i) - E[f_I(s_i)]\} \cdot e^{-\frac{\lambda \cdot f_{IG}(s_i)}{\vee f_{IG} - f_{IG}(s_i)}} \quad (5)$$

Seulement, le principal inconvénient des filtres linéaires est que la réduction du bruit s'accompagne d'un étalement des transitions entre régions. Pour régénérer et préserver les contours des objets, le filtre h sera composé par un opérateur d'érosion morphologique (Serra, 1982) par la relation :

$$f_I(s_i) = (\varepsilon_{ES} \circ h)[f_I(s_i)] \quad (6)$$

Le choix de l'élément structurant *ES* est particulièrement stratégique. Il doit obéir à des règles de morphologie *a priori* attribuées aux nappes d'hydrocarbures après une pré-segmentation. L'image filtrée *IF* à valeurs $f_{IF}(s_i)$ offre alors de très bonnes conditions de bimodabilité et facilite d'avantage la mise en œuvre de la FRSHD.

4.2. FRSHD interpolée

Pour tenir compte l'hypothèse 3 (§1), nous procédons par une détection sous forme d'extractions successives des structures linéaires de la cible. Le phénomène ainsi modélisé, le seuillage par hystérésis directionnel (SHD) en traduit les formes lorsque la mesure des seuils afférents est fiable.

4.2.1. Initialisation de la FRSHD

L'initialisation de la FRSHD consiste en l'apprentissage et en la mesure des seuils. Le modèle d'observation se fait par modélisation de la réponse du capteur de façon empirique sur des échantillons sélectionnés. L'apprentissage fournit des valeurs d'intensités moyennes et les écarts types des classes. Une estimation des probabilités *a priori* est faite à partir des occurrences enregistrées autours des intensités moyennes et sur un voisinage Δf. Le calcul des seuils s'appuie sur les travaux de Chow et Kaneko (1972) selon lesquels l'histogramme local $H(f)$ est approximé par la somme de deux gaussiennes représentatives des deux régions. Les seuil de vraisemblance *haut* t_h (nappes) et *bas* t_l (mer) considérés comme limites de la zone de conflit, sont déduits après le calcul du seuil du maximum de

vraisemblance et par un choix judicieux du nombre minimal d'occurrences $\omega_{H(f)}$, en général, correspondant à la valeur d'occurrence $\omega_{H(\wedge f_{IF})}$ de $\wedge f_{IF}$ (minimum de *IF*).

4.2.2. SHD

Le seuillage par hystérésis (SH) a été initialement utilisé pour la détection des structures linéaires dans les images à distribution gaussienne (Canny, 1986). Dans le cadre bayésien, le site s_i à valeur $f_{IF}(s_i)$ appartient soit à la cible C (*nappe*), soit à la texture F (*mer*).

On compare les probabilités $P(s_i, s_i \in C / s_{i-1}, s_{i-1} \in F)$ et $P(s_i, s_i \in F / s_{i-1}, s_{i-1} \in C)$, d'où l'opérateur à mémoire χ définit par :

$$SH(s_i) = \chi(t_h, t_l, f_{IF}(s_i), SH(s_{i-1})) \qquad (7)$$

Le SH est donc régi par la règle du maximum de vraisemblance en comparant les probabilités d'apparition associées à chacune des classes par les seuils marquant les limites du phénomène d'hystérésis. Il se caractérise par un seul mode de balayage de l'image. Quand il sollicite plusieurs directions de l'espace polaire, il est alors dit directionnel.

Pour définir une direction localement invariante de l'hystérésis, considérons que le traitement de l'image est fait pixel après pixel et que le balayage de l'image est assuré par ordre croissant de l'indice i (de 1 à N). Dans ces conditions, la direction (unitaire) de seuillage relative au voisinage 8-connexité du site courant (figure 5a) est,

$$\vec{d} = (\overrightarrow{s_{i-1} - s_i} / \| \overrightarrow{s_{i-1} - s_i} \|) = \vec{x} \cdot \cos\theta + \vec{y} \cdot \sin\theta,$$

où θ est l'*angle de l'hystérésis* ($0 \leq \theta < 2\pi$). En considérant cette direction $\vec{d}$ dans l'équation 7, le SH intègre l'angle d'hystérésis par la relation modifiée :

$$SHD_\theta(s_i) = \chi(t_h, t_l, f_{IF}(s_i), SHD_\theta(s_{i-1})) \qquad (8)$$
$$0 \leq \theta < 2\pi,\ 0 \leq i \leq N$$

où $f_{IF}(s_i)$ est la mesure associée au site courant s_i, $SHD_\theta(s_{i-1})$ le résultat du *SHD* du précédent site s_{i-1} conformément à la direction $\vec{d}$ définie par θ, t_h le seuil haut, et t_l le seuil bas.

Dans la pratique numérique, l'espace des directions doit être discrétisé, θ devient dépendant d'une variable k que nous nommons *indice de direction*, d'où :

$$\theta_k = \frac{2\pi}{p}(k-1) \qquad k = 1, 2, \ldots, p \qquad (9)$$

où p représente le *nombre de directions*. Pour coder les contours, Freeman (1961) a découpé cet espace autour d'un voisinage 8-connexités (figure 4b). Dans ce cas $p = 8$, le *SHD* est exploré dans l'ensemble des directions $F_{\vec{d}}$ défini par $F_{\vec{d}} = \{\vec{0}, \vec{1}, \vec{2}, \vec{3}, \vec{4}, \vec{5}, \vec{6}, \vec{7}\}$.

4.2.3. Fusion interpolée

L'objectif visé par la fusion est de trouver un meilleur compromis du point de vue de la précision de la détection par l'utilisation conjointe des réponses provenant du SHD. Le modèle probabiliste, gérant au mieux la redondance et la complémentarité des informations dans ce contexte d'images binaires, est un opérateur autonome à comportement constant (ACC) (Bloch, 1996). L'opérateur le moins indulgent est le maximum des réels f_{SHDk}, deux à deux, représentant les degrés de confiance (degré d'appartenance dans le domaine flou) vis-à-vis de l'information recherchée. Dans le contexte de la signature ciblée (radiométrie faible), nous capitalisons toutes les informations disponibles dans chacun des canaux directionnels par :

$$f_{SHD}(s_i) = Min\{f_{SHD_{\theta l}}(s_i), f_{SHD_{\theta k}}(s_i)\} \qquad (10)$$
$$1 \leq i \leq N,\ 1 \leq l\ (\text{et } k) \leq 8,\ l \neq k$$

θ_l et θ_k correspondent à deux directions de Freeman. Finalement, les formes produites sont approximées dans les directions intermédiaires par interpolation non linéaire grâce à une ouverture morphologique γ_{ES} (Serra, 1982) d'élément structurant carré. L'image des signatures *IS* en est le résultat à valeurs $f_{IS}(s_i)$ telles que :

$$f_{IS}(s_i) = \gamma_{ES}[f_{SHD}(s_i)] \qquad (11)$$

4.3. Méthode d'évaluation

Dans l'hypothèse que la segmentation idéale est connue *a priori*, la qualité des classificateurs est évaluée par l'usage de la matrice de confusion du point de vue de la cible C désignée (les nappes d'hydrocarbures). La probabilité de détection notée P_d est assimilée à la précision de la détection des signatures correspondant au taux de pixels bien classés. Par conséquent, la probabilité de fausses alarmes signalées dans la mer non polluée notée P_{fa} devient équivalente à l'erreur de commission à la détection du fond F.

Soit $V = \{v_1, v_2, \ldots, v_c\}$ l'ensemble des classes, la matrice de confusion M_c, de taille c, calculée à partir des échantillons de référence et constituée des éléments $M_c(i,j)$ (Maître, 2001). On peut calculer le pourcentage de points de la classe i classés dans la classe j par :

$$P_c(i,j) = \frac{M_c(i,j)}{m_j} \qquad (12)$$

où m_j, le nombre de points des échantillons de la classe j est exprimée par :

$$m_j = \sum_{i=1}^{c} M_c(i,j) \qquad (13)$$

Par rapport aux objectifs poursuivis dans cette étude, la précision *utilisateur* de la classe C se définit par $P_c(C,C) = P_c(i,i)$ (avec i identifiant la région polluée des nappes ou cible C) et l'erreur de commission par $1 - P_c(F,F) = 1 - P_c(j,j)$ (avec j identifiant la région de la mer non polluée ou fond de l'image F). Des relations 12 et 13, les expressions des probabilités P_d et P_{fa} (en %) deviennent :

$$P_d = 100 \cdot \frac{M_c(C,C)}{\sum_{i=C}^{i=F} M_c(i,C)} \qquad (14)$$

$$P_{fa} = 100 \cdot \left(1 - \frac{M_c(F,F)}{\sum_{i=C}^{i=F} M_c(i,F)}\right) \qquad (15)$$

Pour l'évaluation finale de la classification, la précision P_{clas} (en %) mesurant le taux global de pixels correctement classés est :

$$P_{clas} = \frac{P_d + 100 - P_{fa}}{2} \qquad (16)$$

P_{clas} décide du compromis entre P_d et P_{fa}.

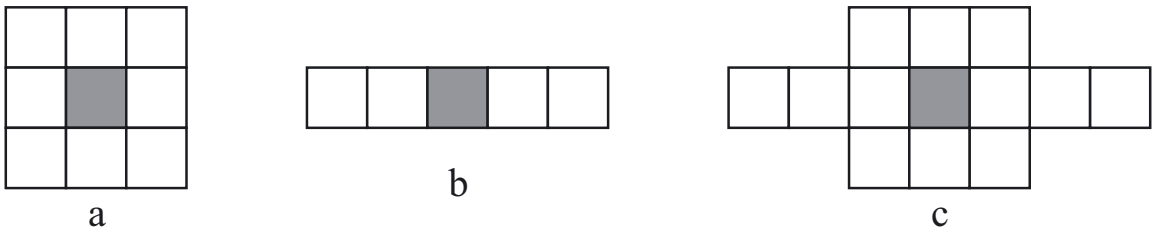


FIGURE 5 Éléments structurants (ES) utilisés. a) ES général pour une forme indéfinie ; b) ES additif pour la caractérisation du sillage horizontal ; c) ES final pour les opérateurs morphologiques appliqués à l'image de la figure 2a. *Structuring elements used (ES). a) General ES for an indefinite form ; b) Additive ES for horizontal wake characterization ; c) Final ES for morphological operator applied to the figure 2a image.*

5. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

La méthode est exécutée en langage C++ avec le système d'exploitation LINUX. La taille de la fenêtre de calcul de la moyenne locale doit respecter le compromis entre l'appartenance des pixels à la même région physique (stationnarité) et le nombre plus important possible de pixels à considérer. Ce critère a conduit à une fenêtre carrée de taille 3×3. Le gradient morphologique interne est mesuré sur une trame carrée unitaire 8-connexité (figure 5a). Les éléments structurants (ES) de plus grande taille caractérisent moins finement les régions. La mesure du gradient obtenue à partir de l'image originale de la figure 2a présente les caractéristiques suivantes : $\vee f_{IG} = 124$ (maximum), $\wedge f_{IG} = 0$ (minimum), $\mu_{IG} = 21$ (moyenne), $\sigma_{IG} = 15$ (écart type). Également, la mesure du gradient de l'image originale de la figure 2b présente les caractéristiques suivantes : $\vee f_{IG} = 102$, $\wedge f_{IG} = 0$, $\mu_{IG} = 17$, $\sigma_{IG} = 13$. Finalement, la mesure du gradient de l'image originale de la figure 1c présente les caractéristiques suivantes : $\vee f_{IG} = 121$, $\wedge f_{IG} = 0$, $\mu_{IG} = 19$, $\sigma_{IG} = 14$.

Ainsi, l'image des coefficients de pondération caractérise une zone très homogène quand $k(s_i)$ tend vers 1 ($\vee k = 1$) et, au contraire, une zone très hétérogène quand il tend vers 0 ($\wedge k = 0$). Lorsque la surface de la mer est très granulée, la valeur du filtre est simplement la moyenne locale. En outre, si la mer est localement très lisse, le filtre restitue la radiométrie ponctuelle initiale. L'érosion morphologique régénère l'information perdue aux limites en provenance du filtrage par un ES identique à la fenêtre de calcul de la statistique (figure 5a). Lorsque la forme de la nappe est grossièrement multiforme, cet ES s'avère suffisant. Or, dans l'image de la figure 2a, un sillage horizontal apparaît sur la gauche. Il est alors mieux caractérisé par un ES additif (figure 5b) (Soille, 1999) et personnalisé. Sa forme et sa dimension dépendent donc de celles découvertes *a priori* lors d'une pré-segmentation réalisée par exemple par la FRSHD ou par le SI. Cette analyse a conduit à un ES final de forme particulière (figure 5c).

Les observations faites lors de l'apprentissage ont abouti à des valeurs de seuils acceptables. Les occurrences représentées à la figure 6 traduisent bien la bimodabilité retrouvée dans les images filtrées *IF*. Les artéfacts étant éliminés et le bruit gaussien atténué, la segmentation de l'image est maintenant simplifiée. La décomposition multi-directionnelle par SHD, dont une illustration au moyen d'*imagettes* est faite sur la figure 7, a permis

d'extraire les nappes sous forme de structures linéaires dans les huit directions de Freeman. Dans le contexte agité de l'environnement marin, la méthode permet d'extraire les nappes présentées sous forme de structures oblongues (figure 8c1). Les nappes flottantes sont correctement détectées et les aspérités à leurs limites (zone de conflit) également. Ces dernières se traduisent par des étirements orientés de la cible en fonction de chacune des directions explorées et produites dans les huit images binaires provenant du *SHD* (voir les *imagettes* de la figure 7). Cette disposition quelque peu désordonnée des tâches aux limites caractérise au mieux la cible recherchée et les réponses,

$$SHD_{\theta_l}\ (\theta_l = 0, \tfrac{\pi}{4}, \tfrac{\pi}{4}, \tfrac{\pi}{2}, \tfrac{3\pi}{4}, \pi, \tfrac{5\pi}{4}, \tfrac{3\pi}{2}, \tfrac{7\pi}{4}),$$

se révèlent alors riches d'informations complémentaires. En outre, lorsque la mer est calme, les nappes présentent une attitude homogène peu dispersée, traduisant ainsi la nature redondante des informations disponibles dans les réponses SHD_{θ_l}. Dans les deux cas de figure, la somme des informations (complémentaires et redondantes) additionnées dans chaque direction est récupérée dans l'image provenant de la fusion *SHD* à valeurs $SHD(s_i)$. Les directions intermédiaires sont prises en compte par interpolation non linéaire provenant d'une ouverture morphologique d'éléments structurants carrés unitaires. L'image des signatures *IS* (figure 7) en est le résultat. Une première évaluation visuelle de la méthode peut être menée à travers les résultats illustrés sur les figures 8a1, 8b1 et 8c1.

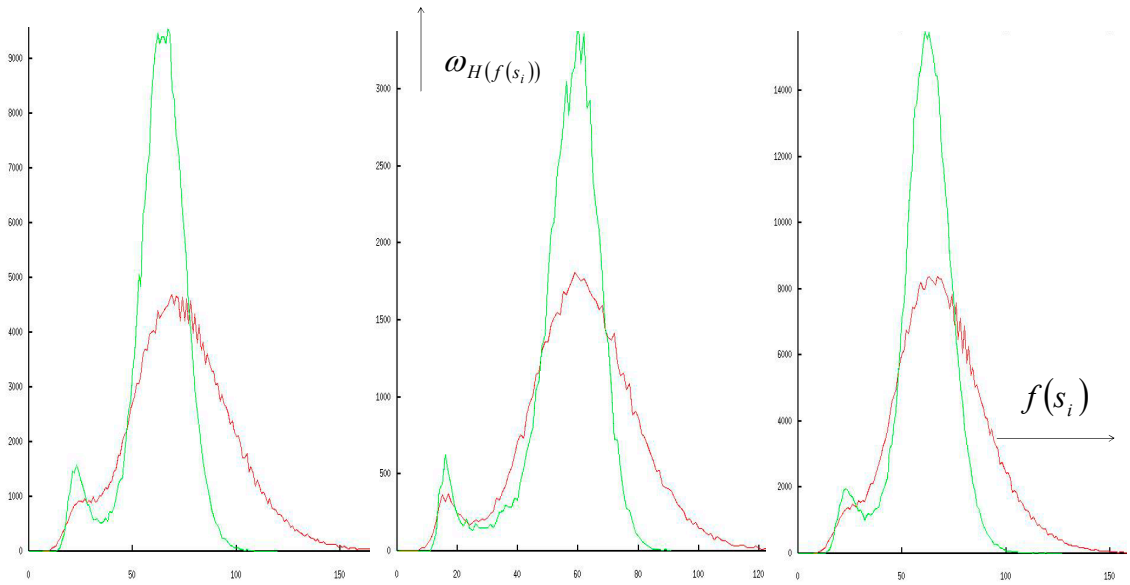


FIGURE 6 Histogrammes *H(f)* des images originales *I* (en rouge) et filtrées *IF* (en vert) correspondant respectivement aux figures 2a, 2b et 2c ($f(s_i)$: niveau de gris au site courant s_i; $\omega_{H(f_{si})}$: nombre d'occurrences correspondant. *Histograms H(f) for original images (red color) and for filtered images (green color) respectively corresponding to figures 2a, 2b et 2c ($f(s_i)$: grey level on common pixel s_i ; $\omega_{H(f_{si})}$: events number corresponding.*

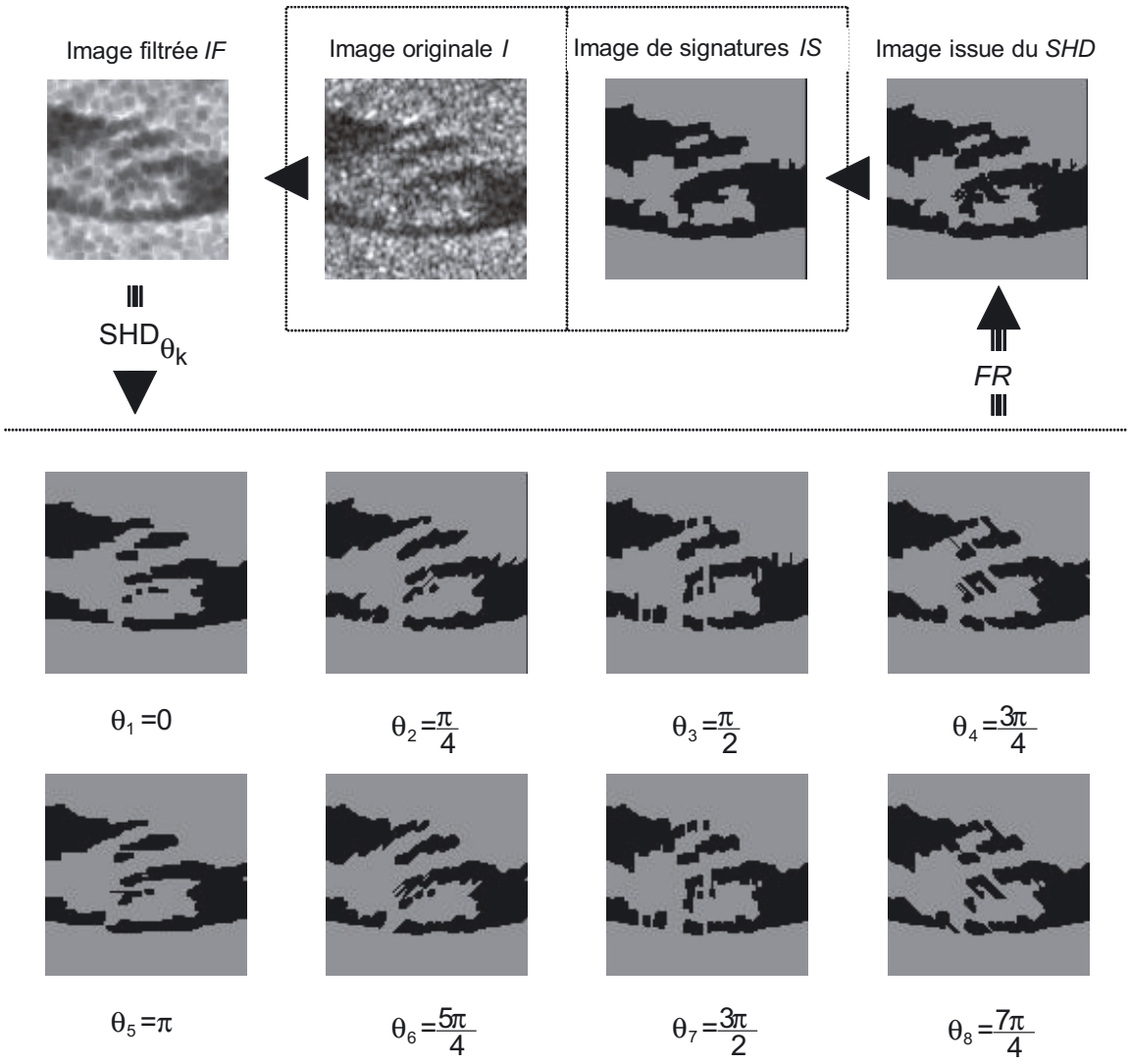


FIGURE 7 Illustration par les images de la méthode proposée : filtrage contextuel de *I*, seuillage par hystérésis directionnel de *IF* d'angles θ_k (k = 1 à 8) qui traduit les étirements de la signature vers la direction sollicitée, fusion des huit réponses, puis extraction finale des signatures d'hydrocarbures par une ouverture morphologique du SHD. *Proposed method illustration with images : contextual filtering of I, directional hysteresis thresholding (DHT) of IF with angle* θ_k (k = 1 to 8) *that puts forward linear structures into the requested direction, fusion of the eigth responses, then final oil slick detection with the morphological opening of the DHT.*

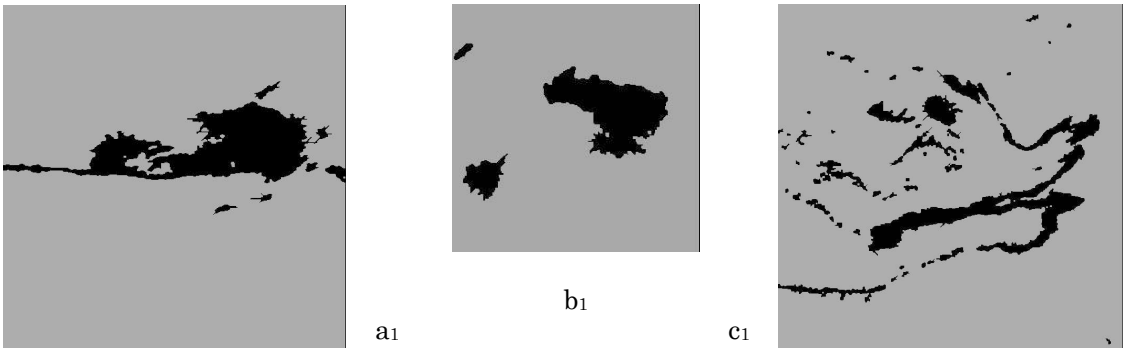


FIGURE 8 : Images des signatures (a_1, b_1, c_1) provenant de la méthode proposée correspondant respectivement aux images originales des figures 2a, 2b et 2c. *Oil slick images from the proposed method corresponding respectively to original images of figures 2a, 2b and 2c.*

6. DISCUSSION DES RÉSULTATS

Les méthodes classiques ont été présentées à la première section. Il s'agit du SI, de la FCM, de la FRSHD et de la MOSS. La comparaison des résultats provenant de toutes ces méthodes est établie sur la base de deux critères : la qualité visuelle des images produites (synonyme d'un apprentissage local de l'évaluation) et la précision globale de la classification (P_{clas}).

Du point de vue qualitatif (figures 8 et 9), l'apport de la méthode proposée est considérable. Les nappes détectées sont visiblement bien localisées et le fond de l'image est dépourvu de fausses alarmes sur l'ensemble des trois images (figures 8a1, 8b1 et 8c1). Avec les méthodes classiques, il est difficile d'obtenir une telle unanimité des résultats sur toutes les images à la fois. Dans certains cas, elles aboutissent à de bons résultats et, dans d'autres, elles ne semblent pas adaptées. Par exemple, la MOSS dégage un taux de fausses alarmes important dans l'image des signatures de la figure 9a2. Elle peut aussi produire une classe de conflit où plane l'incertitude entre les nappes d'hydrocarbures et l'eau de mer (figure 9b2). Lorsque cette zone de conflit est attribuée aux nappes, la méthode s'identifie à un surclassificateur. Dans le cas contraire, la détection est insuffisante. Par contre, elle présente de bonnes vertus à l'image du résultat de la figure 9c2. D'autre part, le SI et la FCM génèrent une quantité moyenne de fausses alarmes (figures 9c5, 9c4 et 9b5) quand ils sont précédés d'un filtrage par la moyenne locale, de même que la FRSHD sans filtrage préalable (figure 9c3) sur des images acquises sur une mer agitée. Lorsque la mer est moins perturbée, ces trois dernières améliorent la détection (figures 9a3, 9b3, 9b4 et 9a5). Particulièrement à la figure 9a4, l'algorithme FCM provoque une surclassification sur les images RSO et génère un taux de fausses alarmes inquiétant, certainement pour cause d'utilisation d'un seul canal (Barni *et al.*, 1995). La FRSHD, elle, affine la détection des structures fines et met en exergue les aspérités aux limites des nappes émanant de l'interaction entre les nappes et l'eau de mer (figures 9a3, 9b3 et 9c3). L'autre atout de la méthode proposée est la caractérisation du sillage fortement marqué dans l'image de la figure 8a1, contrairement aux images correspondantes (figures 9a2, 9a3, 9a4 et 9a5) produites au moyen des autres approches.

Du point de vue quantitatif (tableau 1), la plupart des méthodes conduise à des résultats acceptables en fonction des priorités (P_c, P_{fa} et/ou P_{clas}). En ce qui concerne la précision de la classification, la méthode proposée apporte une meilleure contribution à la thématique. Elle produit 95,6 % de pixels de nappes bien classés et 1,9 % de fausses alarmes à la surface de la mer non polluée. Elle génère un accroissement de la probabilité de détection de 5,5 % et une légère hausse de la probabilité de fausses alarmes de 0,5 % par rapport au SI précédé d'un filtrage, méthode de prédilection indiquée dans les travaux antérieurs (Bjerde *et al.*, 1993 ; Solberg *et al.*, 1999 ; Calabresi *et al.*, 1999). Sa précision globale est évaluée à 96,9 %, soit un gain de 2,6 % sur le SI. La FCM précédé d'un filtrage vient en second (96,7 %), puis la FRSHD en troisième position (96,4 %).

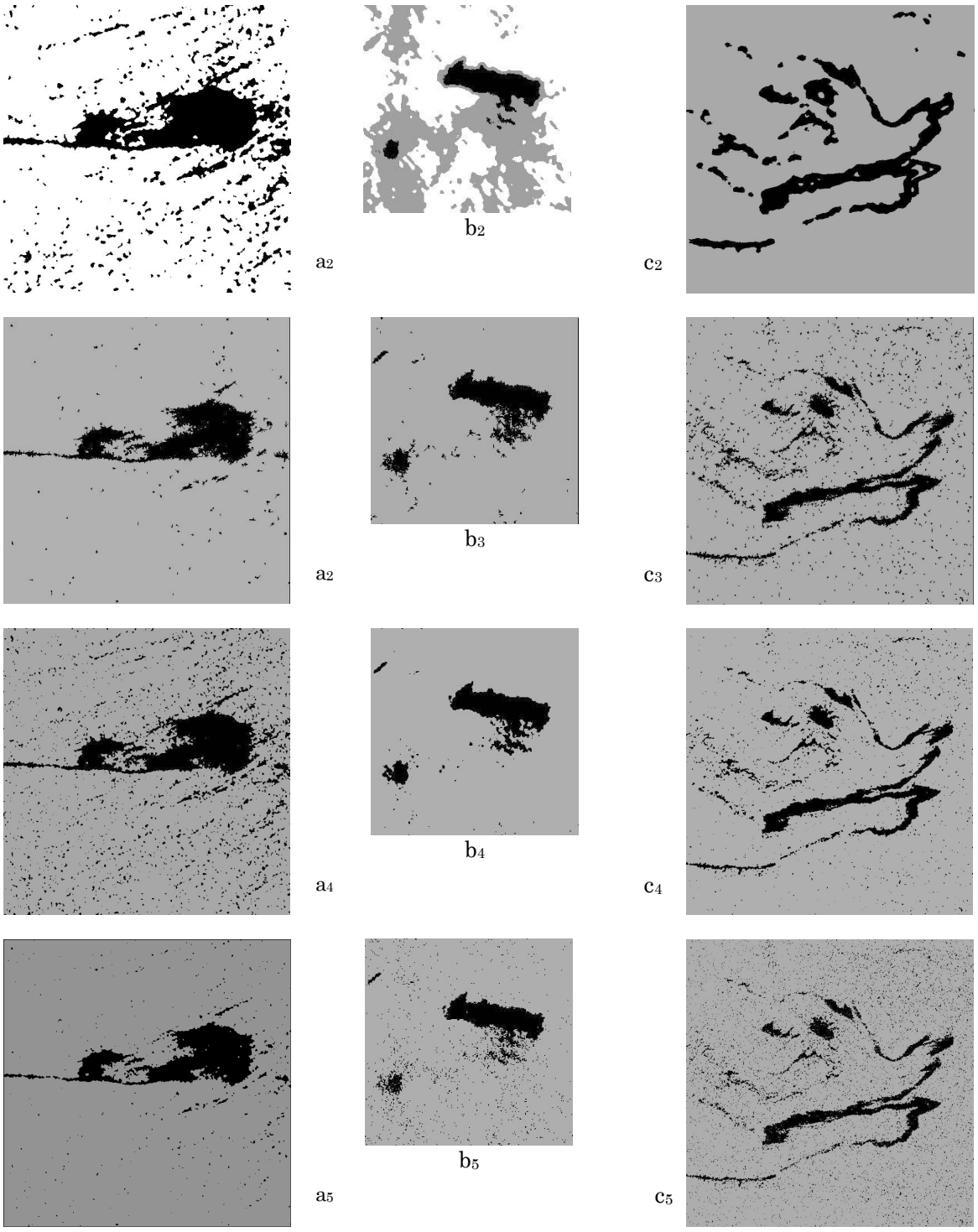


FIGURE 9 Images des signatures provenant de la MOSS (a2, b2 et c2), de la FRSHD (a3, b3 et c3), de la FCM (a4, b4 et c4) et du SI (a5, b5 et c5) correspondant respectivement aux images originales des figures 2a, 2b et 2c. *Oil slick images from the MOSS (a2, b2 et c2), the FRSHD (a3, b3 et c3), the FCM (a4, b4 et c4) and the SI (a5, b5 et c5) corresponding respectively to original images of figures 2a, 2b and 2c.*

Tableau 1 Synthèse des performances des différentes méthodes de segmentation des nappes d'hydrocarbures considérées dans la présente étude. *Summary of performance of the different oil slick segmentation methods considered in this study*

N°	Méthodes		P_d (%)	P_{fa} (%)	P_{clas}(%)
1	Méthode proposée		95,6	1,9	96,9
2	*MOSS*		97,2	9,7	93,7
3	***FRSHD***		93,7	0,8	96,4
4	*FCM*	Précédé d'un filtrage	98,8	5,4	96,7
		Sans filtrage préalable	99,6	13,1	93,2
5	*SI*	Précédé d'un filtrage	90,1	1,4	94,3
		Sans filtrage préalable	80,3	1,5	89,4

7. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons présenté une nouvelle stratégie de DNH à partir d'images d'intensités RSO des milieux marins. Cette stratégie est fondée sur une interprétation de la physique hydrodynamique des nappes d'hydrocarbures à la surface de la mer. Elle effectue d'abord une régularisation des observations basée sur un modèle de filtrage adapté aux diverses textures de l'image, celles-ci étant perçues par des opérateurs de morphologie mathématique. Elle effectue ensuite une segmentation des nappes à travers un seuillage par hystérésis, qui prend en compte les effets de l'émulsion induite par l'interaction entre les hydrocarbures et l'eau de mer.

La qualité visuelle des images produites et la précision de la classification permettent d'être optimiste. Au terme de la comparaison avec les approches existantes, le SI sans filtrage préalable présente un comportement sévère, soit la détection limitée de la cible (Bloch, 1996). Par contre, la FCM et la MOSS restent indulgentes, soit une détection exagérée qui entraîne la prolifération de fausses alarmes dans l'image. Les méthodes de compromis semblent être le SI précédé d'un filtrage local, la FRSHD et la méthode proposée. Cette dernière offre la meilleure précision de classification et supprime les fausses alarmes dans le fond des trois images de signatures provenant du traitement, améliorant ainsi les conditions de visualisation des nappes d'hydrocarbures à partir d'images RSO.

La méthode montre la nécessite d'un filtrage adapté au contexte physique de l'environnement marin si l'on veut rehausser la nature imprécise et incertaine des nappes d'hydrocarbures dans les images RSO. Pris en compte en commun, les deux concepts enrichissent la problématique. La précision influence positivement le calcul des attributs et, par conséquent, conduit à une meilleure qualité de la classification, cette dernière renseignant sur la certitude de la présence des nappes à la surface de la mer. La méthode montre également la possibilité de disposer des approches stables et invariantes face à la grande variabilité des conditions atmosphériques à la surface des océans.

Néanmoins, les résultats ont été produits sur la base d'hypothèses et d'images qui ne traduisent pas toute la variabilité de l'environnement marin. En outre, l'établissement de la réalité de terrain étant extrêmement difficile et onéreux, les algorithmes sont évalués à partir d'une image de terrain définie par photo-interprétation. De ce fait, il n'est pas question de s'approprier l'universalité de la solution des problèmes de segmentation des nappes. La méthode proposée apporte les améliorations certaines, mais les approches classiques s'adaptent elles aussi à des contextes plus ou moins spécifiques.

L'avenir de cette thématique est vraisemblablement dans la caractérisation des phénomènes physiques dus à la présence des nappes d'hydrocarbures sur la mer. Il serait alors indiqué de chercher à caractériser au mieux l'interaction à la surface.

Remerciements

Les auteurs remercient les projets MAJOR (Mise À JOur Radar) et MARSAIS (Marine SAR Analysis and Interpretation System) pour leur soutien dans ces travaux, ainsi que l'ESA (European Space Agency) pour la fourniture des images RSO.

Références

Alper, W. and Huhnerfuss, H. (1988) Radar signatures of oil films floating on the sea surface and the marangoni effect. Journal of Geophysical Research, vol. 93, n° C4, p. 3642-3648.

Barni, M., Betti, M. and Mecocci, A. (1995) Fuzzy segmentation of SAR images for oil spill recognition. Image Processing and its Applications, Fifth International Conference, IEEE Conference Proceedings, 4-6 July 1995, Edinburgh, IEEE International, p. 534-538.

Bjerde, K.W., Solberg, A.H.S. and Solberg, R. (1993) Oil spill detection in SAR imagery. International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '93 Proceedings, 18-21 August 1993, Tokyo, IEEE International, vol. 3, p. 943-945.

Bloch, I. (1996) Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 26, n° 1, p. 52-67.

Calabresi, G., Del Frate, F., Lichtenegger, J. and Petrocchi, A. (1999) Neural networks for the oil spill detection using ERS SAR data. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '99 Proceedings, 28 June-2 July 1999, Hamburg, IEEE International, vol. 1, p. 215-217.

Canny, J.F. (1986) A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence, vol. 8, nº 6, p. 679-698.

Chow, C.K. and Kaneko, T. (1972) Automatic Boundery detection of the left ventricle from cineangiograms. Computers and Biomedical Research, vol. 5, p. 388-410.

Cormier-Salem, M.-C. (1999) Rivières du Sud. Sociétés et mangroves ouest-africaines. Institut de recherche pour le développement, Paris, 2 vol., 416 et 288 p.

Del Frate, F., Petrocchi, A., Lichtenegger, J. and Calabresi, G. (2000) Neural networks for the oil spill detection using ERS SAR data. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions, vol. 38, p. 2282–2287.

De Maio, A., Ricci, G. and Tesauro, M. (2001) On CFAR detection of oil slicks on the ocean surface by a multifrequency and/or multipolarization SAR. Radar Conference, Proceedings of the 2001 IEEE, 1-3 May 2001, Atlanta, IEEE International, p. 351–356.

Duda, R. and Hart, P. (1973) Pattern Classification and Scene Analysis. John Wiley, New York, 482 p.

Espedal, H.A. (1998) Oil spills and its look-alikes in ERS SAR imagery. In Earth Observation and Remote Sensing, Russian Academy of Science, Hardwood Academic Publishers, Netherlands, p. 94 -102.

Franceschetti, G., Iodice, A., Riccio, D., Ruello, G. and Siviero, R. (2002) SAR raw signal simulation of oil slicks in ocean environments. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, nº 9, p. 1935-1949.

Freeman H. (1961) On the encoding of arbitrary geometric configurations. IEEE Transactions on Electronic Computers, vol. 10, p. 260-268.

Gaboriaud, R. (1996) Physico-chimie des solutions. Masson, Paris, 330 p.

Gade, M., Scholz, J. and Viebahn, C. (2000) On the detectability of oil pollution in european marginal waters by means of ERS SAR imagery. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2000 Proceedings, Honolulu, IEEE International, p. 2510-2512.

Hovland, Heidi A., Johannessen, J.A. and Digranes, G. (1994) Slicks detection in SAR images. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '94. Surface and Atmospheric Remote Sensing : Technologies, Data Analysis and Interpretation, 8-12 August 1994, Pasadena, IEEE International, vol. 4, p. 2038-2040.

Kanaa, T.F.N., Tonye, E., Mercier, G., Onana, V. de P,, Mvogo, N.J., Frison, P.L., Rudant, J.-P. and Garello, R. (2003) Detection of Oil Slick Signatures in SAR Images by Fusion of Hysteresis Thresholding Responses. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '03 Proceedings, 21-25 July 2003, Toulouse, IEEE International, vol. 4, p. 2750 – 2752.

Kobayashi, T., Okamoto, K., Masuko, H., Nakamura, K., Horie, H. and Kumagai, H. (1993) Artificial oil pollution and wave observation in the sea adjacent to japan by ERS-1 SAR images. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '93, Better Understanding of Earth Environment,18-21 august 1993, Tokyo, IEEE International, vol. 3, p. 946-948.

Kuant, D.T., Sawchuk, A.A., Strand,T.C. and Chavel, P. (1985) Adaptative Noise Smoothing Filter for Images with Signal Dependant Noise. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 7, nº 2, p. 165-177.

Lee, J.-S. (1981) Refined Filtering of Image Noise Using Local Statistics. Computer Graphics and Image Processing, vol. 5, p. 380-389.

Litovchenko, K. (1999) Detection of Oil Slicks Parameters from ALMAZ-1 and ERS-1 SAR Imagery. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '99 Proceedings, 28 June-2 July 1999, Hamburg, IEEE International, vol. 3, p. 1484-1486.

Lombardo, P., Conte, D.I. and Morelli, A. (2000) Comparison of optimised processors for the detection and segmentation of oil slicks with polarimetric SAR images. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2000 Proceedings, 24-28 July 2000, Honolulu, IEEE International, Honolulu, vol. 7, p. 2963-2965.

Maître, H. (2001) Traitement des images de Radar à Synthèse Ouverture. Hermès Science Publications, Paris, 351 p.

Mercier, G., Derrode, S., Pieczynski, W., Le Caillec, J.M. and Garello, R. (2003) Multiscale Oil Slick Segmentation with Markov Chain Model. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '03 Proceedings. 21-25 July 2003, Toulouse, IEEE International, vol. 6, p. 3501-3503.

Pavlaski, P., Tarchi, D., Sieber, A J., Ferraro, G. and Vincent, G. (2001) On the monitoring of illicit vessel discharges : a reconnaissance study in the Mediterranean sea. Annales des Télécommunications (France), tome 56, n° 11-12, p. 700 – 718.

Philipps, O. (1977) Dynamics of the Upper Ocean, second edition, Cambridge University Press, Cambridge, 336 p.

Serra J. (1982) Image Analysis and Mathematical Morphology. Academic Press, London, vol. 1, 610 p.

Soille P. (1999) Morphologycal Image Analysis : Pinciples and Applications. Springer-Verlag, Berlin, 316 p.

Solberg, A.H.S., Storvik, G., Solberg, R. and Volden, E. (1999) Automatic detection of oil spills in ERS SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, p. 1916-1924.

Tonye, E., Akono, A. et Ndi Nyoungui, A. (2000) Le traitement des images de télédétection par l'exemple. Gordon and Breach Publishers, Paris, 179 p.

Trivero, P., Fiscella, B., Gomez, F. and Pavese, P. (1998) SAR detection and characterization of sea surface slicks. International Journal of Remote Sensing, vol. 19, p. 543-548.

Wahl, T., Skoelv, A. and Jorn Harald, S.A. (1994) Practical use of ers-1 SAR images in pollution monitoring. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '94. Surface and Atmospheric Remote Sensing: Technologies, Data Analysis and Interpretation. 8-12 August 1994, Pasadena, IEEE International, vol. 4, p. 1954-1956.

Wismann, V., Gade, M., Alpers, W. and Huhnerfuss H. (1993) Radar signatures of mineral oil spills measured by an airborne multi-frequency multi-polarization microwave scatterometer. OCEANS '93 Proceedings. Engineering in Harmony with Ocean, 18-21 October 1993, Victoria (Canada), IEEE International, vol. 2, p. II348-II353.

Wright, J. (1968) A New Model for Sea Clutter. IEEE Transaction on Antennas and Propagation, vol. 16, p. 217-223.

Zadeh, L.A. (1965) Fuzzy sets. Information and Control, vol. 8, p. 338-353.