Télédétection, 2002, vol. 2, n° 3, p. 193-201
Des tirés à part sont disponibles auprès de l'éditeur
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2002 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

Segmentation entropique des images océaniques

CHAKIR ATAE-ALLAH [a1], JUAN FRANCISCO GÓMEZ LOPERA [a2*],
JOSÉ MARTÍNEZ AROZA [b3], et RAMÓN ROMÁN ROLDÁN [a4]

[a] *Departamento de Física Aplicada,* [b] *Departamento de Matemática Aplicada,*
Universidad de Granada, Campus de Fuente Nueva
Avenida de Fuente Nueva s/n, 18071 Granada, Espagne.
Téléphone [1,2,4] : (34) 958 242 928 ; télécopieur [1,2,4] : (34) 958 243 214.
Téléphone [3] : (34) 958 242 940 ; télécopieur [3] : (34) 958 248 596.
Courriel : [1] chakir@yahoo.com ; [2] jfgomez@ugr.es ; [3] jmaroza@ugr.es ; [4] rroman@ugr.es

(soumis le 2 octobre 2000 ; révisé le 13 décembre 2000 ; accepté le 3 mai 2001)

Dans cet article, on présente un algorithme entropique pour la segmentation d'images satellitaires de la surface océanique dans l'intervalle de fréquences de l'infrarouge thermique, avec des structures de taille méso-échelle. La méthode de segmentation est du type de détection de contours et elle est structurée en trois étapes. Dans la première étape, on calcule la divergence de Jensen-Shannon entre les histogrammes normalisés issus de deux demi-fenêtres glissantes sur l'image (carrées et de la même taille). La divergence est une fonction π-périodique de l'orientation de la fenêtre sur l'image. Comme l'orientation du contour à chaque pixel est inconnue, on calcule quatre échantillons, chacun correspondant à une orientation différente de la fenêtre (et techniquement facile à calculer) : verticale, horizontale, diagonale et anti-diagonale. À partir de ces quatre valeurs, on peut estimer, par une approximation Spline, la direction du contour optimal pour chaque pixel de l'image (c'est-à-dire, l'orientation de la fenêtre pour que la valeur de la divergence soit maximale) et la valeur estimée de la divergence pour cette orientation. Comme résultat de cette étape, on obtient deux matrices de nombres réels associées à l'image (la matrice de divergences et d'orientations). Dans la deuxième étape, on sélectionne les pixels du contour, qui sont maximaux locaux dans une fenêtre unidimensionnelle, orientée perpendiculairement à la direction estimée du contour de chaque pixel. Avec cette procédure, on obtient la première image binaire avec la plupart des pixels des contours détectés. La troisième étape consiste à prolonger les contours à des pixels de contour non détectés dans l'étape antérieure. Dans cette étape, on examine s'il existe des pixels appropriés pour prolonger le contour. La méthode est adéquate à la segmentation d'une grande variété d'images. Elle s'est avérée particulièrement efficace pour les images océaniques, spécialement pour la détection des isothermes et des structures de taille méso-échelle.

Mots-clefs : segmentation des images ; détection de contours ; mesure entropique ; images satellitaires ; NOAA, méso-échelle.

Entropic segmentation of oceanic images

In this paper we present an entropic algorithm for segmenting surface-sea temperature images obtained by satellite with interesting structures in the mesoscale range. The entropic procedure is an edge-detection method, structured in three steps. In the first step a sliding window, composed of two identical adjacent square subwindows, is centered over each image pixel. Then, the procedure calculates the Jensen-Shannon divergence between the two normalised subwindow histograms. Jensen-Shannon divergence vanishes when the histograms are identical (i.e. the subwindows are over the same textured region), and grows the more different they are (i.e. the subwindows are in different textured regions). Since the edge direction of each image pixel is unknown *a priori*, it is necessary to take more than one sample for each pixel, with are each one oriented in a different direction. Moreover, the Jensen-Shannon divergence value is a periodic function of the window orientation. Accordingly, the procedure takes four oriented samples (vertical, horizontal, diagonal and anti-diagonal) that are technically easy to compute. In general, the edge direction in a pixel is in the [0,p] interval, the procedure estimates, *via* Spline approximation with the four samples taken, the optimal window orientation (that is, the window orientation that gives the highest divergence value), as well as the corresponding estimated Jensen-Shannon divergence for this window orientation. Then, the first step of the proposed algorithm associates two matrices of real numbers with the original image : a Jensen-Shannon divergence matrix and a direction matrix (with the estimated edge direction of each image pixel). In the second step, a binary edge image is extracted from the divergence and direction matrices. In this step the procedure trays to extract all outstanding local maxima in the divergence matrix, because a pixel which is a local maxima has a high probability of belonging to image edges. To do so, an odd-length one-dimensional window is centered over each image pixel, oriented perpendicularly to the corresponding estimated edge direction of the pixel. Then, an adequate local threshold condition (that verifies whether the pixel has a relatively high estimated divergence value, and is an outstanding local maxima with respect to the pixels in the odd-length one-dimensional window) is applied to the central pixel. The third step attempts to connect the remaining edge gaps in the edge image obtained in the previous step. To achieve this, a suitable prolongation criterion is applied to all final pixels present in the image of edges. A non-edge pixel neighbour of a final pixel is added to the binary edge image if it has relatively high divergence, and is appropriately oriented (with respect to the estimated edge directions of the final and neighbour candidates, and the orientation of the line that connects the final and neighbour candidate pixels). Although the proposed method is suitable for segmenting a wide range of images (aerial photographs, angiograms, low-contrast images of fluids interphases, etc.), it has been proven to be particularly appropriate for oceanic images, as shown in the results.

Keywords : image segmentation ; edge detection ; edge linking ; entropic divergence measure ; satellite images ; NOAA ; mesoescale.

* Correspondant principal

1. INTRODUCTION

La segmentation joue un rôle important dans le traitement d'images. On l'utilise pour diviser une image en un ensemble de parties disjointes, identifiées par des caractéristiques telles que le type de texture, le ton de gris, etc. (Gonzalez, 1992). Généralement, elle produit une image binaire où les points du contour sont noirs et les points du fond sont blancs. Sa qualité est une caractéristique essentielle (Sonka *et al.*, 1995) et s'évalue en fonction de deux critères différents : l'exactitude du contour détecté et son niveau de connexion. Si, après la détection, des points de contour demeurent déconnectés, une étape de liaison ou de prolongation est nécessaire pour compléter la segmentation de l'image (Farag, 1995 ; Atae-Allah *et al.*, 1997a).

Une des applications possibles de la segmentation d'images est la reconnaissance des structures océanographiques. La connaissance de la structure océanographique sur une échelle spatiale et temporelle est une information indispensable pour plusieurs applications comme, par exemple, l'étude climatique ou agrométéorologique, ainsi que l'étude de l'environnement. Plusieurs chercheurs se sont particulièrement penchés sur l'analyse d'images satellitaires pour détecter des caractères océanographiques à une méso-échelle (de 50 à 300 km). Ce genre d'images présente le problème de la présence du bruit, ce qui rend son traitement plus difficile (Holyer and Peckinpaugh, 1989 ; Cayula *et al.*, 1991).

Dans notre article, nous proposons l'application d'une nouvelle méthode pour la détection et la liaison des contours étroits lors de la segmentation des images océaniques. Cette méthode est basée sur la divergence de Jensen-Shannon (Atae-Allah, 1998) entre les histogrammes de deux demi fenêtres glissantes sur l'image, calculée à partir de quatre orientations différentes. Celle-ci a montré une exactitude remarquable et une robustesse en cas de présence de bruits impulsifs et gaussiens (Atae-Allah *et al.*, 1997b ; Pozo-Vázquez *et al.*, 1999 ; Gómez-Lopera *et al.*, 2000 ; Atae-Allah *et al.*, 2001).

2. MÉTHODE DE SEGMENTATION

2.1. Divergence de Jensen-Shannon

La divergence de Jensen-Shannon (*JS*), proposée par Lin (1991), s'est avérée un outil efficace dans la segmentation d'images numériques (Barranco-López *et al.*, 1995). C'est une mesure inverse à la cohésion d'un ensemble de distributions de probabilité ayant le même nombre d'événements possibles. La divergence de Jensen-Shannon est définie de la façon suivante :

$$JS_{\pi}(P_1, P_2, ..., P_r) \equiv H\left(\sum_{i=1}^{r} \pi_i P_i\right) - \sum_{i=1}^{r} \pi_i H(P_i)$$

où

$P_1, P_2, \ldots, P_r \equiv$
distributions discrètes de probabilité,

$P_i = \{P_{i,j} / j = 1,\ldots,n\}$,
$i = 1,\ldots, r,$ (1)

$\pi_i, \pi_2, \ldots, \pi_r \equiv$
poids des distributions,

$$\pi \equiv \left\{\pi_1, \pi_2, ..., \pi_r / \pi_i > 0, \sum_{i=1}^{r} \pi_i = 1\right\}$$

$$H(P_i) = -\sum_{j=1}^{n} P_{i,j} \log P_{i,j}$$

$\equiv$ entropie de Shannon de la distribution P_i.

La divergence est élevée lorsque la différence entre les distributions de probabilité est grande, mais celle-ci devient nulle lorsque toutes les distributions sont identiques. Dans cet article, seulement deux distributions de probabilité ont été appliquées, avec des poids identiques. Les distributions de probabilité prises des histogrammes normalisés correspondent à deux demi fenêtres glissantes sur l'image. Ainsi, on utilise l'expression de la divergence qui est :

$$JS(P_1, P_2) \equiv H\left(\frac{P_1 + P_2}{2}\right) - \frac{1}{2}\left[H(P_1) + H(P_2)\right] \quad (2)$$

L'application de la divergence pour détecter les contours dans une image consiste à réaliser un procédé structuré en trois étapes séparées que nous présentons ci-dessous :

a) étape 1 : calcul des matrices de divergences et des directions du contour ; on calcule la matrice de divergences associée à l'image (composée par des nombres réels et, dans leur concept, similaires à la matrice obtenue lors de l'application de l'opérateur gradient pour la détection des contours) ; de même, dans cette étape, il faut calculer la matrice de direction de contour associée à l'image ;

b) étape 2 : sélection des pixels du contour ; à partir des deux matrices citées antérieurement, on sélectionne au moyen de techniques de type seuillage, les pixels de contour qui sont maximaux locaux de la matrice de divergences ; on sélectionne ces pixels grâce à une fenêtre

unidimensionnelle orientée perpendiculairement a la direction du contour estimée à chaque pixel ;

c) étape 3 : prolongation et liaison des contours ; à partir de l'image binaire et grâce à l'information contenue dans les matrices calculées dans l'étape 1, les contours qui restent déconnectés dans les étapes antérieures ont la possibilité d'être prolongés.

2.1. Étape 1 : calcul des matrices de divergences et des directions du contour

Considérons une fenêtre composée de deux demi fenêtres identiques qui se déplacent sur un contour entre deux textures parfaites et différentes (figure 1). Il est possible de voir que, si les deux demi fenêtres se déplacent dans la direction perpendiculaire au contour, la divergence de Jensen-Shannon entre les histogrammes normalisés atteint sa valeur maximale lorsque chaque demi fenêtre est totalement incluse dans une texture différente (Barranco-López *et al.*, 1995).

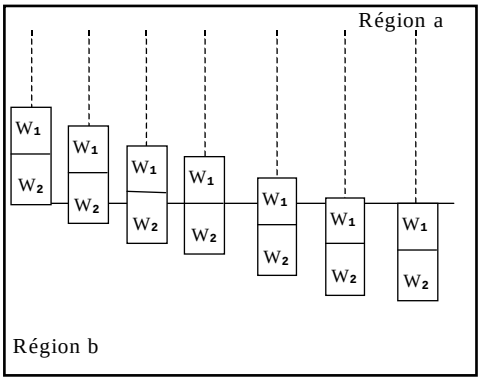


FIGURE 1 Une fenêtre glissante traverse un contour droit. *A sliding window across a straight edge.*

D'après la procédure antérieure, on peut associer une valeur de la divergence à chaque pixel de l'image. Les pixels qui possèdent une divergence élevée sont susceptibles d'être des points du contour. Si l'angle entre le contour et la ligne de connexion des demi fenêtres est nul (figure 1), la détection est parfaite. Cependant, s'il est proche de $\pi/2$, alors la divergence atteindra la valeur zéro, ou bien une valeur de fond propre à la texture. Ceci rend indispensable l'essai de plusieurs orientations de fenêtres. Mais, dans les images numériques, seulement quatre orientations sont facilement réalisables : verticale, horizontale et deux obliques. Ainsi on obtient JS_1, JS_2, JS_3 et JS_4 pour les orientations fixées des fenêtres 0, $\pi/4$, $\pi/2$, $3\pi/4$.

Sur un pixel donné la divergence, en tant que fonction de l'orientation de la fenêtre, est une fonction π-périodique. Elle atteint sa valeur maximale pour une orientation donnée, k, correspondant à la direction du contour, et sa valeur minimale pour $k + \pi$. Le problème réside, à partir de ces quatre valeurs (JS_1, JS_2, JS_3 et JS_4), en calculant l'estimation de la divergence maximale $JS_{\max}$ et de la direction du contour pour chaque pixel. Voici un modèle théorique facile pour l'exprimer :

$$JS(x) = a + b\cos(k + 2\pi x),\ x \in [0,1] \qquad (3)$$

où a et b sont des constantes qui déterminent la hauteur et l'amplitude d'oscillation de JS, et $k \in [0,\pi]$ est la direction du contour. L'orientation x se normalise dans l'intervalle [0,1] pour simplifier le calcul.

Si $\cos(k + 2\pi x) = \cos k \,.\, \cos(2\pi x) - \sin k \,.\, \sin(2\pi x)$, alors un modèle théorique équivalent à (3) pourrait être aussi bien :

$$JS(x) = c + m \,.\, \sin(2\pi x) + n \,.\, \cos(2\pi x),\ x \in [0,1] \qquad (4)$$

où c, m et n sont des constantes. Désormais, à cause de la lenteur de calcul, les fonctions trigonométriques peuvent être remplacées par d'autres fonctions de comportement similaire et d'utilité identique. Pour cela, nous avons employé des Splines quadratiques d'interpolation :

$$\begin{aligned} \sin(2\pi x) \approx f(x) &\equiv \begin{cases} -16x^2 + 8x & x \in [0,1/2] \\ 16x^2 - 24x + 8 & x \in [1/2,1] \end{cases} \\ \cos(2\pi x) \approx g(x) &\equiv \begin{cases} -16x^2 + 1 & x \in [0,1/4] \\ 16x^2 - 16x + 3 & x \in [1/4,3/4] \\ -16x^2 + 32x - 15 & x \in [3/4,1] \end{cases} \end{aligned} \qquad (5)$$

Nous avons obtenu $f(x)$ comme un Spline quadratique de classe 1, avec des nœuds dans les points {0,1/4,1/2,3/4,1}, interpolant à la fonction $\sin(2\pi x)$ aux points :

{f(0),f(1/4),f(1/2),f(3/4),f'(1),f'(1/4),f'(3/4)}.

De la même façon, nous avons obtenu la fonction $g(x)$ comme un Spline quadratique de classe 1 avec les mêmes nœuds de $f(x)$, interpolant cette fois-ci à la fonction $\cos(2\pi x)$ dans les points :

{g(0),g(1/4),g(1/2),g(3/4),f'(1),g'(0),g'(1/2),g'(1)}.

Il est, en fin de compte, plus simple de calculer les fonctions $f(x)$ et $g(x)$ que les fonctions $\sin(2\pi x)$ et $\cos(2\pi x)$. S'il se réalise un ajustement des moindres carrés du modèle (4) de $JS(x)$ avec la modification (5) pour les points JS_1, JS_2, JS_3 et JS_4 , on peut vérifier facilement que la solution est la suivante :

$$JS(x) = \frac{JS_1 + JS_2 + JS_3 + JS_4}{4} + \frac{JS_2 - JS_4}{2} f(x) + \frac{JS_1 - JS_3}{2} g(x) \quad (6)$$

et que l'orientation de la valeur maximale de la divergence correspond à celle obtenue au moyen des équations :

$$\begin{aligned}
&si\ JS_1 - JS_3 \geq 0, JS_2 - JS_4 \geq 0 \\
&\Rightarrow x = \frac{JS_2 - JS_4}{4[(JS_1 - JS_3) - (JS_2 - JS_4)]} \in [0,1/4] \\
&si\ JS_1 - JS_3 \geq 0, JS_2 - JS_4 \leq 0 \\
&\Rightarrow x = \frac{4(JS_1 - JS_3) - 3(JS_2 - JS_4)}{4[(JS_1 - JS_3) - (JS_2 - JS_4)]} \in [3/4,1] \\
&si\ JS_1 - JS_3 \leq 0, JS_2 - JS_4 \geq 0 \\
&\Rightarrow x = \frac{2(JS_1 - JS_3) - (JS_2 - JS_4)}{4[(JS_1 - JS_3) - (JS_2 - JS_4)]} \in [1/4,1/2] \\
&si\ JS_1 - JS_3 \leq 0, JS_2 - JS_4 \leq 0 \\
&\Rightarrow x = \frac{2(JS_1 - JS_3) + 3(JS_2 - JS_4)}{4[(JS_1 - JS_3) - (JS_2 - JS_4)]} \in [1/2,3/4]
\end{aligned} \quad (7)$$

En donnant finalement $\alpha = \pi x \in [0,\pi]$ comme direction estimée du contour, le procédé requiert, premièrement, le calcul de la valeur de x à partir de (7) et deuxièmement, l'estimation JS_{max} à partir de (6).

De cette façon, pour chaque pixel de l'image, sont estimées la direction du contour et la divergence que l'on obtient en posant une double fenêtre orientée en fonction de la direction antérieure sur un pixel. On répète le procédé pour tous les pixels de l'image et on obtient deux matrices de nombres réels associés à l'image : une matrice de divergences et une matrice de directions.

L'interprétation de la matrice de divergences est similaire à celle de la matrice de gradients, composée de nombres réels obtenus au moyen de l'opérateur gradient de détection des contours. Les pixels de l'image dont la divergence associée est élevée seront très probablement des points de contours. La matrice de directions indique la direction estimée du contour de chaque pixel.

Il est possible de démontrer que la divergence de Jensen-Shannon possède une borne supérieure, si celle-ci est composée d'un nombre de distributions de probabilité et d'un nombre d'événements fixé (Gómez-Lopera *et al.*, 2000). Dans notre cas, à partir des deux distributions de probabilité, on peut démontrer que la valeur d'une borne, pour une divergence estimée au moyen de la méthode décrite antérieurement, est (5/4).ln2. Dans la pratique, cet effet a été utilisé pour la normalisation de la matrice de divergences estimées en divisant la matrice par la borne. De cette manière, la matrice de divergences sera composée par des nombres réels dans l'intervalle [0,1]. De plus, les dimensions de la fenêtre glissante doivent être choisies en fonction des caractéristiques de l'image (la taille des objets dans l'image, niveau de bruit, etc.).

2.3. Étape 2 : sélection des pixels du contour

Dans cette étape on décidera, à partir des matrices de divergences et de directions, les pixels qui seront les points du contour. Un simple seuillage de la matrice de divergences (Barranco-López *et al.*, 1995), obtenu de la même manière que la matrice obtenue par l'opérateur gradient, n'est pas une procédure suffisante dans tous les cas parce que les valeurs maximales de la divergence dépendent de la composition des textures adjacentes (Atae-Allah *et al.*, 1997b). Pour cela, il nous semble plus adéquat d'opter pour un critère local.

Dans ce travail, on a utilisé un algorithme de sélection de pixels de contour, basé sur la détection des maxima locaux de la divergence. Cet algorithme situe une fente (fenêtre unidimensionnelle) de longueur impaire centrée sur le pixel du contour étudié, dans la direction perpendiculaire à la direction du contour estimée pour chaque pixel (figure 2).

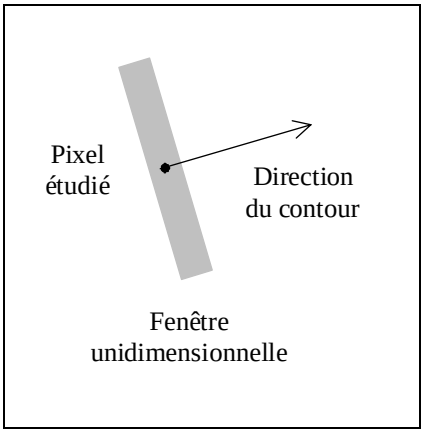


FIGURE 2 Fenêtre unidimensionnelle perpendiculaire à la direction du contour. *Unidimensional window perpendicular to the edge direction.*

Ce pixel sera considéré comme contour si sa divergence estimée est un maximum identifié dans cette fente. Cette procédure est similaire à la

suppression des points qui n'ont pas une magnitude maximale décrite par Canny (1986). Pour qu'un pixel, *i*, soit déclaré comme point de contour, on doit vérifier, dans une fente de longueur impaire *n* centrée sur le pixel *i*, que

$$JS_i > JS_j, j = 1,..,n, j \neq i$$
$$\left(JS_i\right)^A \left(JS_i - \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n} JS_j \right) \geq B \qquad (8)$$

où JS_i est la divergence du pixel en question et JS_j, $j = 1,\ldots,n$, $j \neq i$ est la valeur de la divergence d'un pixel de la fenêtre unidimensionnelle, différente du pixel central. *A* et *B* sont les seuils (numéros réels positifs) qui doivent être choisis par l'utilisateur pour chaque image concrète. *A* contrôle la valeur de la divergence du pixel central de la fente pour le déclarer un pixel du contour. En effet, pour une fente concrète et *B* fixé, plus le paramètre *A* augmente, moins la condition (8) est exigeante. *B* contrôle la différence entre la valeur de la divergence du pixel central et la valeur moyenne de la divergence du reste de pixels dans la fente. Pour une fente concrète et *A* fixé, plus le paramètre *B* augmente, plus la condition (8) est exigeante. Finalement, *n* est un paramètre à ajuster par l'utilisateur.

2.4. Étape 3 : prolongation et liaison des contours

Les deux étapes précédentes permettent l'obtention des pixels du contour. Cependant, quelquefois, il n'est pas possible d'établir un compromis entre la qualité de l'image binaire des contours obtenus et le degré de connexion de ceux-ci. Une des raisons pouvant rendre la connexion difficile est, par exemple, la présence de bruit dans l'image originale. Comme conséquence, en général, on obtient des contours déconnectés de ceux qui doivent être des pixels de contours.

L'inconvénient cité peut être résolu par une troisième étape : la liaison des pixels du contour. Dans cette étape, on connecte les différents ensembles de pixels appartenant aux contours détectés antérieurement.

La procédure de liaison consiste à récupérer les pixels du contour qui n'ont pas été détectés dans l'étape de sélection. Tous les pixels de l'image ne sont pas candidats à la continuité du contour mais seulement les pixels dénommés pixels finaux. Il existe plusieurs définitions du pixel final (Sonka *et al.*, 1995), qui peuvent influer sur le résultat du procédé de liaison. Ici, nous avons opté pour la restriction de la condition du pixel final : un pixel de l'image binaire est considéré final s'il est noir et si un de ses voisins est noir dans une fenêtre de dimension 3×3 centrée sur le pixel en question. Pour qu'un pixel blanc de l'image du contour, *j*, voisin d'un pixel final *i* soit marqué comme pixel de continuité du contour, il doit vérifier deux conditions :

1. sa divergence associée doit être relativement élevée, c'est-à-dire que

$$JS_i - JS_j \leq \tau_d \qquad (9)$$

où τ_d est une tolérance de divergences à choisir par l'utilisateur ;

2. la direction du contour α_i du point final *i*, comme celle de son pixel voisin *j*, α_i, ne doit pas différer beaucoup de la direction de la ligne physique qui les unit tous les deux, soit

$$\left(Dir(i,j) - \alpha_i\right)^2 + \left(Dir(i,j) - \alpha_j\right)^2 \leq \tau_\theta \qquad (10)$$

où $Dir(i,j)$ représente la direction dans $[0,\pi[$ de la ligne imaginaire qui unit le pixel final *i* et son voisin *j*, et où τ_θ est une tolérance de directions. La tolérance de directions et celle de divergences sont des paramètres ajustables.

Comme on peut le constater, par la condition de la direction, on prétend récupérer les pixels qui sont bien alignés dans la direction du contour, laquelle est indiquée par le pixel final. Quand un nouveau pixel est marqué comme pixel du contour, il peut se transformer en un pixel final et d'autres pixels adjacents pourraient se transformer aussi en pixels candidats avec lesquels on pourrait continuer le contour. La liaison des contours continue jusqu'à épuisement des points finaux ou jusqu'à ce que les pixels finaux ne vérifient plus les conditions de prolongation.

En principe, il peut s'avérer qu'un nombre élevé de paramètres mette en difficulté la méthode de détection de contours présentée. Cependant, en pratique, celui-ci donne une grande flexibilité à la procédure, permettant son application à divers types d'images. Sur le tableau 1 on peut voir un résumé des paramètres de la méthode proposée.

TABLEAU 1 Paramètres de l'algorithme de la divergence. *Parameters of algorithm of divergence.*

Étape 1	Dimensions de la fenêtre
Étape 2	Seuils *A* et *B* Longueur de la fente
Étape 3	Tolérance en divergence Tolérance en direction

3. APPLICATIONS

Les images étudiées ont été obtenues avec le capteur AVHRR *(Advanced Very High-Resolution Radiometer*) du satellite NOAA *(National Oceanic and Atmospheric Administration),* dans la bande de l'infrarouge thermique (Richards, 1995). Dans ces images, la zone qui nous intéresse est celle qui correspond à la mer, c'est pour cela que dans les résultats de la segmentation, la zone terrestre a été masquée. L'analyse de ce type d'image se réalise à travers la détection des isothermes de la surface de la mer. Ses applications sont diverses : étude des structures océanographiques (Janowitz, 1985), exploitation des ressources marines (par exemple la pêche) (Savage *et al*., 1994), étude de l'environnement (Ehlrich *et al*., 1994), etc. Les structures intéressantes dans ce type d'image sont seulement celles qui ont une dimension à la méso-échelle (de 50 à 300 km).

Un premier exemple de l'application de cet algorithme est présenté sur la figure 3. La figure 3a est une image originale, de dimension 748×640 pixels avec 256 niveaux de gris, représentant la zone de l'océan Atlantique correspondant au sud des îles Canaries. Cette image a été segmentée avec une demi-fenêtre de dimension 7×7. Les figures 3b et 3c représentent les matrices de divergences et de directions, converties en images. Dans l'image de la figure 3b, les zones obscures correspondent à des pixels dont la divergence est élevée. Ces pixels seront très probablement des maxima locaux identifiés, et seront donc sélectionnés comme points de contour. Les zones claires qui correspondent à des pixels d'une faible divergence seront peu probablement des pixels de contour. Dans l'image de la figure 3c, les zones claires correspondent à des pixels où la direction estimée du contour est de 0, augmentant avec l'angle jusqu'à une valeur maximale de π (zones obscures). L'image de la figure 3d, qui est binaire, représente le résultat de l'étape de sélection des pixels du contour. Pour cette image, nous avons utilisé des paramètres de seconde étape plus exigeants. Avec ceux-ci, on prétend sélectionner seulement les pixels ayant une forte probabilité d'être des points de contour. De cette manière, on est certain que les pixels de bruits n'apparaissent pas dans l'image segmentée. Enfin, l'image de la figure 3e représente le résultat final du procédé de segmentation, obtenu après prolongation des contours détectés dans l'image de la figure 3d.

Comme on peut voir sur la figure 3e, avec ce procédé, on a pu détecter les structures océanographiques les plus essentielles présentes dans l'image originale, toutes à la méso-echelle. On peut constater, par exemple, la présence d'une remontée d'eau froide près de la côte africaine (1 sur l'image 3a). De cette remontée, ressortent diverses formations connues sous le nom de filaments (2 sur l'image 3a) et on peut de même observer des sillages chauds sortant des îles les plus grandes (3 sur l'image 3a), etc. Le résultat obtenu montre que la méthode de segmentation proposée est efficace lorsqu'on l'applique à des images océanographiques.

Sur la figure 4, on présente une comparaison de la méthode proposée avec d'autres méthodes utilisées dans ce type d'application : *Cluster Shade Edge Detection* (CSED) (Holyer and Peckinpaugh, 1989 ; Cayula *et al.*, 1991), Sobel et Laplacien (Sauter and Parson, 1994). L'image de la figure 4a représente une image marine originale de dimension de 256×256 pixels et 256 niveaux de gris, correspondant à une partie de la mer Méditerranée, entre les côtes africaines et espagnoles. Sur les figures 4b à 4e, on présente les résultats de la segmentation de l'image originale avec la méthode proposée, CSED, Sobel et Laplacien respectivement.

D'après les résultats obtenus, on peut observer que ceux des opérateurs Sobel et Laplacien sont les moins bons, avec une grande quantité de pixels de bruit et avec de nombreux petits détails, qui ne correspondent pas à la méso-échelle. Les meilleurs résultats sont obtenus grâce à la méthode proposée et au CSED. Mais, une comparaison plus détaillée montre que la méthode proposée est meilleure. En effet, la flèche indique une zone de l'image où CSED n'a pas détecté quelques contours importants, en particulier près des côtes (figure 4b). Cependant, avec la méthode basée sur la divergence, on détecte ce contour qui sépare deux zones de températures différentes. Aussi peut-on observer que l'image obtenue avec la méthode proposée ne présente pas de structures de dimension inférieure à la méso-échelle, à l'inverse de la méthode CSED.

4. CONCLUSIONS

Dans ce travail, l'algorithme de segmentation proposé a été appliqué seulement à des images océanographiques. Mais il est possible de l'appliquer avec succès aux autres types d'images comme par exemple :

a) des photographies aériennes (Barranco-López *et al.*, 1995) ;

b) des angiogrammes (Ilhami *et al.*, 1999) ;

c) des images avec textures (Gómez-Lopera *et al.*, 2000) ;

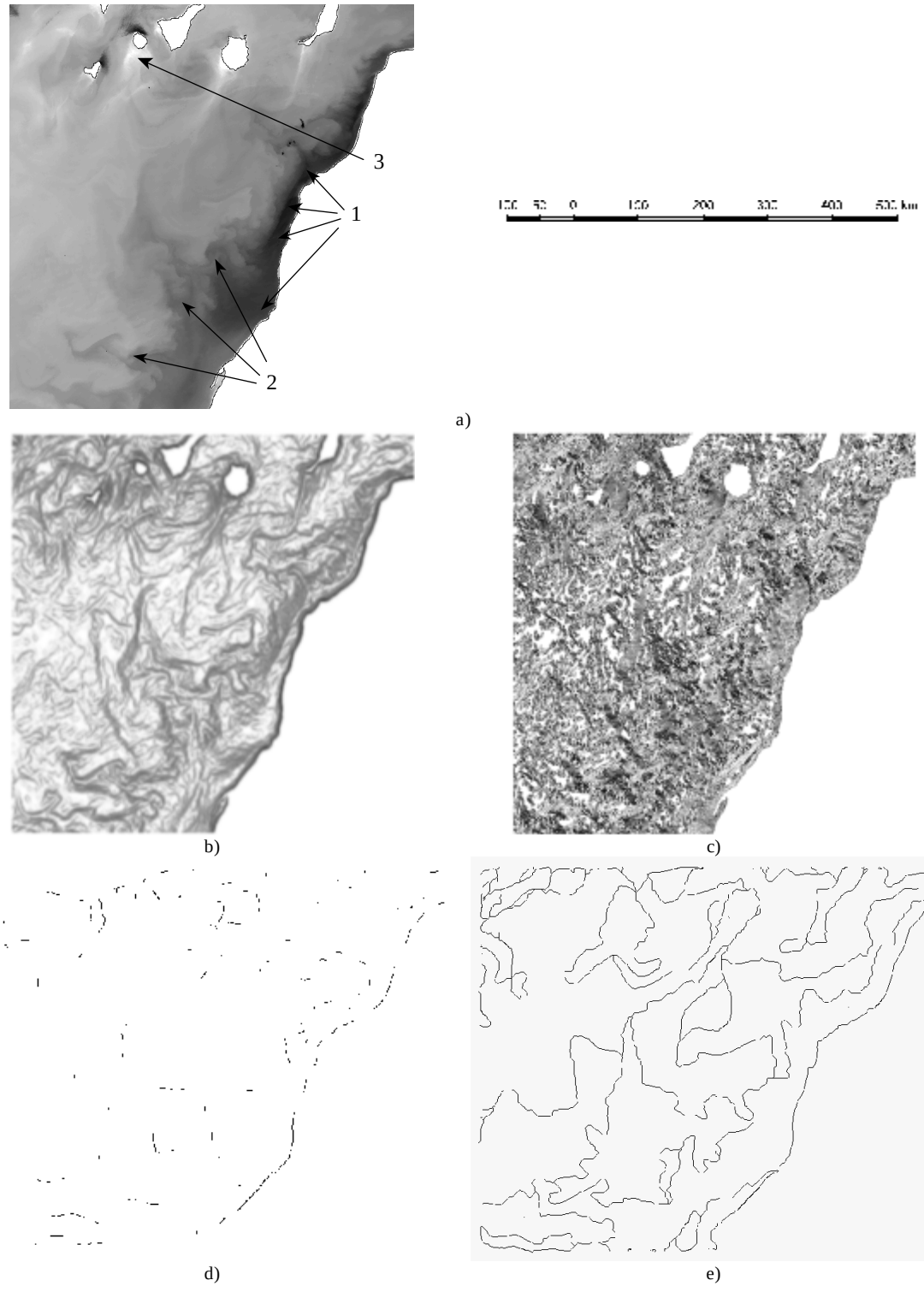


FIGURE 3 Segmentation ou moyen de la divergence d'une image des isothermes de la surface de l'océan Atlantique au sud des îles Canaries : a) image originale ; b) matrice de divergences ; c) matrice de directions ; d) résultat de l'étape de sélection ; e) image de contour après l'étape de prolongation. *Segmentation by divergence of isotherm image of ocean Atlantic au south Canary Islands : a) original image; b) divergence matrix; c) direction matrix ; d) result of selection step; e) edge image after prolongation step.*

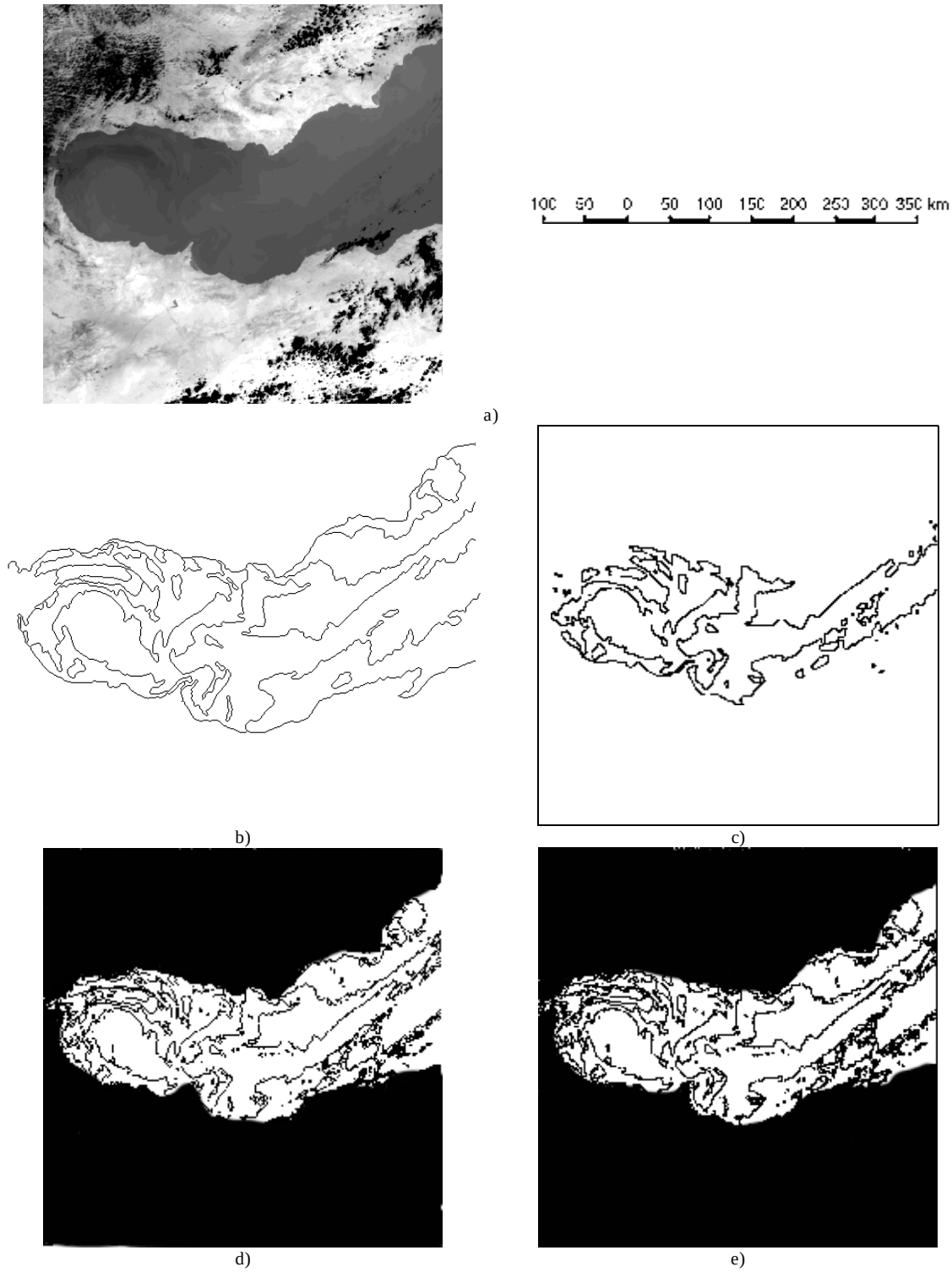


FIGURE 4 Comparaison de la segmentation d'une image représentant la surface de la mer Méditerranée avec diverses méthodes : a) image originale ; b) résultat de segmentation à l'aide de la divergence de Jensen-Shannon ; c) résultat de segmentation par la méthode CSED ; d) résultat de segmentation par l'opérateur Sobel ; e) Résultat de segmentation par l'opérateur Laplacien. *Comparison of segmentation of image of Mediterranean with divers methods : a) original image ; b) segmentation with the Jensen-Shannon divergence ; c) segmentation with algorithm CSED; d) segmentation with Sobel algorithm ; e) segmentation with Laplacian algorithm.*

d) des images avec gradients de faible amplitude (comme, par exemple, le calcul de la tension superficielle et l'angle du contact en images des gouttes de fluides (Holgado-Terriza *et al.*, 1999 ; Atae-Allah *et al.*, 2001) ;

e) des images affectées de bruit (Gómez-Lopera *et al.*, 2000).

Il est également possible appliquer la méthode pour obtenir divers degrés de segmentation de la même image (Atae-Allah, 1998), en fonction de l'application qu'on veut réaliser.

Cependant, la méthode peut être améliorée en divers aspects, actuellement en cours d'investigation :

a) modifier la divergence pour une meilleure détection de contours en images avec objets non uniformément illuminés (affectés d'ombres, dégradés, etc.) ;

b) ajouter une quatrième étape pour l'élimination de contours non connectés après la réalisation des trois étapes actuelles.

Pour terminer, on peut distinguer trois caractéristiques principales de la méthode proposée :

a) sa généralité, parce qu'il est possible de l'appliquer à de nombreux types d'images ;

b) sa robustesse en cas de présence de bruit ;

c) sa flexibilité parce que les paramètres de cet algorithme permettent divers grades de segmentation de la même image.

Remerciements

On remercie monsieur le professeur Jean-Marie M. Dubois pour son aide dans la correction de cet article et aussi les deux experts pour leurs commentaires sur notre travail.

Ce travail a été financé par le projet MAR97-0464 du Gouvernement espagnol.

Références

Atae-Allah, C., Gómez-Lopera, J.F., Robles-Pérez, A. and Román-Roldán, R. (1997a) Entropic Edge Detection and Linking. *VII Symposium nacional de reconocimiento de formas y análisis de imágenes*, 23-25 avril, Barcelona, Espagne, vol. 2, p. 14-16.

Atae-Allah, C., Barranco López, V., Gómez Lopera, J.F., Martínez Aroza, J., Luque Escamilla, P. and Román Roldán, R. (1997b) *Detección entrópica de bordes y segmentación de imágenes texturadas y/o ruidosas*. Departamento de Electrotecnia y Electrónica, Universidad de Córdoba, Espagne, 203 p.

Atae-Allah, C., Cabrerizo-Vílchez, M.A., Gómez-Lopera, J.F., Holgado-Terriza, J.A., Luque.Escamilla, P. and Román-Roldán, R. (2001) Measurement of surface tension and contact angle using entropic edge-detection. *Measurement Science and Technology*, vol. 12, p. 288-298.

Barranco-López, V., Luque-Escamilla, P., Martínez-Aroza, J. and Román-Roldán, R. (1995) Entropic Texture-Edge Detection for Image Segmentation. *Electronics Letters*, vol. 31, n° 11, p. 867-869.

Canny, J. (1986) A computational Aproach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, n° 6, p. 679-698.

Cayula, J.F., Cornillon, P., Holyer, R. and Peckinpaugh, S. (1991) Comparative Study of Two Recent Edge-Detection Algoritms Designed Process Sea Surface Temperature Fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 29, n° 1, p. 175-177.

Ehlrich, D., Estes, J. and Shing, A. (1994) Applications of NOAA-AVHRR 1 km data for environmental monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, p. 145-161.

Farag, A. A. (1995) Edge Linking by Sequential Search. *Pattern Recognition*, vol. 28, n° 5, p. 611-633.

Gómez-Lopera, J.F., Martínez-Aroza, J., Robles-Pérez, A. and Román-Roldan, R. (2000) An analysis of edge detection by using the Jensen-Shannon divergence. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 13, p. 35-56.

Gonzalez, R. (1992) *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts, USA, 503 p.

Holgado-Terriza, J.A., Gómez-Lopera, J.F., Luque-Escamilla, P.L., Atae-Allah, C. and Cabrerizo-Vílchez, M.A. (1999) Mearurement of ultralow interfacial tension with ADSA using an entropic edge-detector. *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, vol. 156, p. 579-586.

Holyer, R.J. and Peckinpaugh, S.H. (1989) Edge Detection Applied to Satellite Imagery of the Oceans. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 27, n° 1, p. 46-56.

Ilhami, N., Gómez-Lopera, J.F., Román-Roldán, R. and Ros Die, E. (1999) Entropic Edge-detection in Angiograms. *VIII Symposium nacional de reconocimiento de formas y análisis de imágenes*, 12-14 mai, Barcelona, Espagne, vol. 2, p. 31-32.

Janowitz, M.F. (1995) *Automatic detection of Gulf Stream rings*. Office of Naval Research Technical Report TR-J8501, Contr. N-00014-79-C-0629, Arlington, Virginia, USA, 45 p. [Available from Office of Naval Research, 800 N. Quincy St., Arlington, VA 22217-5660]

Lin, J. (1991) Divergence Measures based on the Shannon Entropy. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 37, n° 1, p. 145-150.

Pozo-Vázquez, D., Atae-Allah, C. and Luque-Escamilla, P.L. (1999) Entropic Approach to Edge-Detection for SST Images. *International Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, vol. 16, n° 7, p. 970-979.

Richard, J. A. (1995) *Remote Sensing, Digital Image Analysis*. Springer-Verlag, Berlin, Germany, 340 p.

Sauter, D. and Parson, L. (1994) Spatial Filtering for Speckle Reduction, Contrast Enhancement, and Texture Analysis of GLORIA Images. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 19, n° 4, p. 563-576.

Savage, C.R., Petrell, R.J. and Neufeld, (1994) Underwater Fish-video Images: Image Quality and Edge Detection Techniques. *Canadian Agricultural Engineering*, vol. 36, p. 175-183.

Sonka, M., Hlavac, V. and Boyle, R. (1995) *Image Processing, Analysis and Machine Vision*. Chapman & Hall Computing, London, UK, 555 p.