

## Détection d'ombres sur images sonar par une analyse multirésolution et une modélisation markovienne

C.Collet <sup>o</sup> P.Thourel <sup>o</sup> P.Bouthemy <sup>†</sup> P.Pérez <sup>†</sup>

<sup>o</sup> Groupe de Traitement du Signal, Ecole Navale, Lanvéoc-Poulmic, 29240 Brest-Naval

<sup>†</sup> IRISA, Campus Universitaire de Beaulieu, 35042 Rennes

email : collet@univ-brest.fr bouthemy@irisa.fr

*Abstract* - We present a MRF model adapted to the specific problem of the segmentation of pictures produced by a mine hunting sonar. This model takes into account both the phenomenon of speckle noise through a Rayleigh's law, and notions of geometry corresponding to mine shadows. At this stage, the algorithms of the Simulated Annealing (SA) and the Marginal a Posteriori Mode (MPM) give very good results. In order to ensure a good initialization to the Iterated Conditional Mode algorithm (ICM), we conducted a multiresolution analysis of the observations, which partially permits the elimination of speckle noise. Associated with an optimization by a modified version of ICM, the analysis finally produces results very similar to those obtained by the SA or MPM.

### I. DÉTECTION D'OMBRES EN IMAGERIE SONAR

Les sonars frontaux utilisés pour la chasse aux mines ou les sonars latéraux conçus pour l'étude et la surveillance de fonds marins connus, fournissent une information en deux dimensions (azimuth et distance) en aval du traitement d'antenne. Sur l'image ainsi obtenue, les objets situés sur le fond marin sont identifiés par leurs ombres portées. La détection de ces objets s'effectue donc principalement à partir d'une absence de réflexion acoustique dans la zone insonifiée. Par ailleurs les images sonar se caractérisent par un fort bruit de speckle gênant une segmentation classique (seuillage et opérateur de morphologie mathématique par exemple). Une modélisation statistique par champ markovien a donc été étudiée pour résoudre ce problème de segmentation. La définition d'un modèle de bruit par une loi de Rayleigh a été retenue dans l'expression de l'attache aux données de la fonction d'énergie correspondant au modèle markovien. L'estimation de ses paramètres a pu être dérivée de manière appropriée par l'identification d'un mélange de lois statistiques.

Le terme d'énergie correspondant à la régularisation du problème s'appuie sur des potentiels exprimant trois situations possibles (configuration pénalisante, neutre ou favorable des étiquettes du champ markovien sur des cliques à deux ou quatre éléments). De plus, sur des cliques d'ordre 4 ont pu être exprimées des configurations géométriques spécifiques des objets d'intérêt (ici des mines) et de leurs ombres portées.

Plusieurs méthodes d'optimisation ont été testées. Elles convergent vers des configurations satisfaisantes du champ des étiquettes dans le cas du Recuit Simulé, des algorithmes ICM et MPM, comme le montrent les résultats obtenus. L'algorithme ICM donne de bons résultats et converge le plus rapidement, moyennant une configuration initiale du champ des étiquettes convenable. Cette initialisation des algorithmes de relaxation déterministes est obtenue par un

seuillage adaptatif du champ des observations, selon une valeur fournie par l'algorithme d'estimation des paramètres évoqué précédemment. Des techniques d'analyse multirésolution des observations sont utilisées (décomposition en ondelettes biorthogonales) pour améliorer la robustesse du procédé et la qualité des résultats. Elles semblent à ce stade particulièrement appropriées pour s'affranchir, aux faibles résolutions d'un bruit de speckle très présent sur les images aux échelles les plus fines.

### II. MODÉLISATION MARKOVIENNE ET IMAGERIE SONAR

Soient  $Y = \{Y_s, s \in S\}$  un champ de variables aléatoires (les *observations*) indexées par une grille  $S$  de  $N$  sites  $s$ , chacune de ces v.a. étant à valeurs dans  $\Lambda_{obs} = \{0, \dots, 255\}$  (256 niveaux de gris) et  $y$  une réalisation de  $Y$  ( $y \in \Omega_{obs} = \Lambda_{obs}^S$ ). De même, soient  $X = \{X_s, s \in S\}$  un champ de v.a. (les *étiquettes*) sur la grille  $S$ , chacune de ces v.a. étant à valeurs dans  $\Lambda_{etq} = \{0, 1\}$  et  $x$  une réalisation de  $X$  ( $x \in \Omega_{etq} = \Lambda_{etq}^S$ ). Dans le cas présent,  $\Lambda_{etq}$  vaut  $\{0, 1\}$  avec les conventions suivantes :

- l'étiquette "0" correspond à un site classé "ombre" ;
- l'étiquette "1" représente un site "réverbération de fond" (ou "fond").

(Nota : ces conventions sont également adoptées pour les indices des différents paramètres.)

En faisant l'hypothèse que  $X$  est un champ de Markov relativement à un système de voisinage  $\mathcal{V}$  sur  $S$ , nous pouvons, grâce au formalisme markovien, à la fois intégrer des connaissances *a priori* sur l'objet à détecter et modéliser le lien entre les observations et les étiquettes. Pour une image sonar  $y$  donnée, la probabilité *a posteriori* de  $X$  est donnée par  $P_{X|Y}(x|y) = \frac{1}{Z_y} \exp\{-U(x|y)\}$  où  $Z_y$  est une constante de normalisation et  $U(x|y)$  une fonction d'énergie. Dans le cadre de l'estimation bayésienne, on montre que  $P_{X|Y}(x|y)$  est proportionnel à  $P_{Y|X}(y|x) \times P_X(x)$  [6]. En posant  $U_1(x, y) = -\ln P_{Y|X}(y|x)$  alors  $U(x|y)$  est de la forme  $U_1(x, y) + U_2(x)$  avec :

#### A. Terme d'attache aux données

$U_1(x, y)$  est un terme qui modélise le processus d'acquisition et de formation d'une image. Le bruit de speckle caractérise bien ce modèle de dégradation dans le cas d'une image sonar [4], [13]. Il apparaît lorsqu'un sonar illumine une surface avec une onde acoustique dont la longueur d'onde est grande devant les dimensions des diffuseurs constituant la surface. Chaque diffuseur engendre un phénomène de diffraction qui se traduit par un déphasage et une variation de l'amplitude et de la direction de l'onde réfléchi. Le signal recu par un capteur est alors le résultat de l'interférence d'ondes



déphasées, provenant de diffuseurs situés à l'intérieur d'une même cellule de résolution du sonar. Les capteurs utilisés dans une antenne sonar mesurent des variations de pression qui sont traduites par des variations d'amplitude d'un signal. C'est l'enveloppe de ce signal qui est étudiée. Pour cela, le signal est séparé en deux composantes (en phase et en quadrature) qui sont filtrées et convoluées pour obtenir une amplitude complexe. La représentation qui est classiquement adoptée est celle des *intensités* (i.e. le module des amplitudes complexes). On montre que ce module pour la zone de l'image correspondant à la réverbération du fond suit une loi de Rayleigh [5],[8],[12] de la forme  $\mathcal{R}a(\alpha_1, y) = \frac{y}{\alpha_1^2} \exp\{-\frac{y^2}{2\alpha_1^2}\}$  pour  $y \geq 0$  dans la plupart des cas. Lorsque la nature du fond est particulière (fond très rocailleux, ...) d'autres lois peuvent être utilisées. Afin de ne pas trop compliquer le modèle, on se limitera pour la réverbération de fond, soit à une loi de Rayleigh soit à une loi normale  $\mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1)$ . Dans les zones d'ombre qui traduisent une absence de réverbération de fond, on voit apparaître également ce phénomène de bruit de speckle localisé sur les zones frontières ombre/fond. Celui-ci est principalement lié à la présence des lobes secondaires de l'antenne qui reproduisent une fraction du signal de réverbération de fond dans ces bandes de contour. Selon la taille des zones d'ombre, le lien entre les observations et les étiquettes du type "0" se modélise alors soit par une loi de Rayleigh (bruit de speckle prépondérant), soit par une loi normale (bruit électronique de la chaîne de traitement prépondérant).

A cause d'opérations liées à l'affichage des images (recadrage de la dynamique, phénomène d'offset, ...), l'histogramme des images sonar ne débute pas à 0. Ceci impose de décaler les lois de Rayleigh d'une valeur  $i_x$  ( $x \in \{0, 1\}$ ) et les modèles retenus sont de la forme

$$\mathcal{R}a(i_x, \alpha_x, y) = \frac{y - i_x}{\alpha_x^2} \exp\left\{-\frac{(y - i_x)^2}{2\alpha_x^2}\right\}$$

pour  $(y - i_x) \geq 0$  ( $\mathcal{R}a(i_x, \alpha_x, y) = 0$  sinon). Dans le cas où la loi normale est retenue, ce décalage est intégré directement dans la valeur de la moyenne  $\mu_x$ . Les paramètres du modèle sont donc  $(i_x, \alpha_x)$  (loi de Rayleigh décalée) ou  $(\mu_x, \sigma_x)$  (loi normale). L'identification des deux lois constituant le modèle global pour l'attache aux données et l'estimation des paramètres respectifs s'effectue en minimisant la distance de Kolmogorov mesurée entre la fonction caractéristique de l'histogramme de l'image observée et la fonction caractéristique d'une combinaison de deux lois de Rayleigh décalées et/ou de Gauss pondérées par l'importance relative des zones "ombre" et "fond" de l'image (coefficients  $A_x$  tels que  $A_0 + A_1 = 1$ ). Dans le cas de la figure 1a, le modèle retenu est :

$$U_1(x, y) = \mathcal{R}a(i_x, \alpha_x, y)$$

avec  $A_0 = 0,07, i_0 = 9, \alpha_0 = 18, A_1 = 0,93, i_1 = 44, \alpha_1 = 41$

### B. Terme contextuel

$U_2(x)$  représente le terme de régularisation et permet d'introduire les connaissances *a priori* que l'on possède sur les objets à détecter. Compte tenu des formes actuelles des mines, leurs ombres présentent sur une image sonar des formes plus régulières que celles produites par des rochers, même de taille comparable. Ces différences s'expliquent

par la forme géométrique des mines (cylindre, sphère, éventuellement bicone, ...) et par l'aspect lisse et régulier de leurs surfaces (peu ou pas d'aspérités hormis les cornes des détecteurs de contact ou les anneaux de fixation, ...). On retrouvera donc dans l'ombre projetée d'une mine, des caractéristiques géométriques simples. Dans la grande majorité des cas étudiés, l'ombre projetée aura grossièrement la forme d'un rectangle ou d'un parallélogramme. Dans le cas de l'image figure 1a, le berceau de mise à l'eau de la mine fut immergé avec celle-ci ; on observe donc en plus de l'ombre portée de la mine, l'ombre des roues de ce dernier. Dans cette étude, pour prendre en compte la notion de forme géométrique, nous avons été amené à considérer le système de voisinage  $\mathcal{V}$  de la 8-connexité afin de pouvoir utiliser l'ensemble  $\mathcal{C}$  de cliques binaires et quaternaires (à 4 sites) qui s'en déduisent (schéma 1). Les cliques quaternaires permettent entre autres de modéliser des zones frontières régulières (cliques de type  $c_{45}, c_{47}$  pour les bords droits et  $c_{41}$  à  $c_{44}$  pour les bords inclinés). Chaque configuration ( $c_{kl}$ ) est pondérée par un coefficient  $\beta_{kl}$  qui peut être soit positif si l'on veut favoriser la configuration correspondante, soit négatif si l'on souhaite la pénaliser (par ex. la clique  $c_{46}$  caractérisant deux pixels isolés) ou enfin nul si l'on veut rester neutre. Le module de ces coefficients permet d'accentuer ou non la régularisation dans une direction ou pour une forme donnée.

$$U_2(x) = \sum_{c_{kl} \in \mathcal{C}} V_{c_{kl}}(x)$$

avec :

$$V_{c_{kl}}(x_s) = \begin{cases} -\beta_{kl} & \text{si la configuration de type } c_{kl} \\ & \text{contenant le site courant } s \text{ est} \\ & \text{satisfaite} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

### III. OPTIMISATION

Trois types d'algorithmes respectivement associés à l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) ou du mode des marginales a posteriori (MPM) ont été testés avec succès afin d'assurer la minimisation de la fonction d'énergie : le Recuit Simulé [7] (fig. 1c), l'Iterated Conditional Modes [2] (fig. 1d) et le MPM [11] (fig. 1e). C'est une version modifiée de l'algorithme ICM (seuls les sites instables d'un balayage à l'autre ainsi que leurs voisins sont visités) qui a été retenue. L'image initiale des étiquettes pour l'ICM est obtenue par un seuillage adaptatif de l'image observée (fig. 1b). Cette valeur du seuil est calculée par l'algorithme d'identification et d'estimation des paramètres de l'attache aux données en égalisant les risques de 1<sup>er</sup> et de 2<sup>eme</sup> espèce des deux lois de bruit retenues.

### IV. ANALYSE MULTIRÉSOLUTION

La méthode utilisée consiste à projeter l'image sur une base d'ondelettes, puis à reconstruire l'image à l'échelle  $j$  (résolution  $2^{-j}$ ) à partir des coefficients d'ondelettes correspondants. L'algorithme utilisé est celui développé par S.Mallat [9],[10]. Cette méthodologie permet une robustesse accrue de la méthode vis à vis du bruit de speckle [3]. Ce bruit est en effet fortement atténué aux résolutions les plus grossières tandis que les ombres portées se détachent plus aisément sous la forme de masses sombres aux contours peu précis à ces résolutions.

### A. Représentation multirésolution des images

Au niveau de résolution le plus grossier ( $j = 4$  dans notre cas, fig. 2a), un simple algorithme de seuillage des observations initialise le champ des étiquettes (fig. 2b) au niveau immédiatement inférieur par simple duplication ( $j = 3$ ). L'algorithme ICM effectue alors la relaxation du champ des étiquettes à l'échelle la plus grossière ( $2^{-j}$ ,  $j = 4$  ici, fig. 2c). Le champ des étiquettes résultat est projeté à l'échelle suivante (fig. 2d) et constitue la carte initialisant l'algorithme ICM à l'échelle plus fine ( $2^{-j+1}$ ). La procédure est répétée jusqu'à l'obtention du champ des étiquettes à pleine résolution ( $j = 0$ ) (fig. 2i).

L'intérêt majeur de cette méthode d'analyse multirésolution sur les observations (cf schéma 2), est de fournir à l'ICM un champ initial des étiquettes à pleine résolution, peu éloignée du résultat souhaité. La sensibilité aux conditions initiales de l'algorithme ICM est alors déjouée. La modélisation markovienne utilisée de manière identique à chaque échelle permet quant à elle d'affiner successivement les contours de l'ombre sur lesquelles sera effectuée la classification.

### B. Résultats obtenus sur images

Les résultats obtenus sont présentés sur la figures 2:

- fig. 2a : image des observations à la résolution  $\frac{1}{16}$
- fig. 2b : image seuillée à  $\frac{1}{16}$
- fig. 2c : champ des étiquettes relaxées à la résolution  $\frac{1}{16}$
- fig. 2d : image des observations à la résolution  $\frac{1}{8}$
- fig. 2e : champ des étiquettes relaxées à la résolution  $\frac{1}{8}$
- fig. 2f : image des observations à la résolution  $\frac{1}{4}$
- fig. 2g : champ des étiquettes relaxées à la résolution  $\frac{1}{4}$
- fig. 2h : image des observations à pleine résolution
- fig. 2i : champ des étiquettes relaxées final

On observe un affinement progressif du contour de l'ombre portée de la mine et des roues du chariot qui s'effectue parallèlement au parcours de la pyramide des observations.

## V. CONCLUSION

Nous avons développé une méthode de détection d'ombres sur des images sonar dont les aspects originaux sont : une approche markovienne qui permet de conserver, dans un formalisme explicite, l'attache entre primitives (étiquettes) et données (observations); une analyse multirésolution améliorant aux faibles résolutions le rapport signal sur bruit et permettant une initialisation des algorithmes de relaxation plus efficace. Cette méthodologie a été validée par des résultats probants, obtenus sur des images réelles. L'adaptation des lois de bruit à chaque niveau de la pyramide des observations ainsi que l'estimation non supervisée des paramètres intervenant dans les différents potentiels de régularisation à l'aide de "boites qualitatives" [1] sont actuellement à l'étude.

Les auteurs remercient le GESMA (Groupe d'Etudes Sous-Marines de l'Atlantique) pour les images sonar fournies.

## REFERENCES

- [1] R. AZENCOTT. Image analysis and markov fields. In Proc. of the Int. Conf. on Industrial and Applied. Math, SIAM, pages 53-61, Philadelphia, June 1988.
- [2] J. BESAG. On the statistical analysis of dirty pictures. Journal of the Royal Statistical Society, B-48:259-302, 1986.
- [3] L. BLANC-FERAUD and M. BARLAUD. Restauration d'image bruitée par analyse multirésolution et champs de markov. Recherches, 10(numéro 2):171-184. Traitement du signal.
- [4] M. BOUVET. Traitements des Signaux pour les Systèmes Sonar. Collection Technique et Scientifique des Télécommunications. MASSON, Paris, 1992.
- [5] W. S. BURDIC. Underwater Acoustic System Analysis. In Prentice-Hall Signal Processing Series. PRENTICE-HALL, New Jersey, 1984.
- [6] R. CHELLAPPA and A. JAIN. Markov Random Fields, theory and application. Harcourt Brace Jovanovich Publishers. Academic Press, INC, 1993.
- [7] S. GEMAN and D. GEMAN. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images. IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., PAMI-6(6):721-741, November 1984.
- [8] J.W. GOODMAN. Some fundamental properties of speckle. Journal of Optical Society of America, 66(11):1145-1150, November 1976.
- [9] S. MALLAT and S. ZHONG. Characterization of signals from multiscale edges. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 14(7):710-732, July 1992.
- [10] S.G. MALLAT. A theorie for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence-PAMI, 11(7), July 1989.
- [11] J. MARROQUIN, S. MITTER, and T. POGGIO. Probabilistic solution of ill-posed problems in computation vision. Journal of the American statistical Association, 82(397):76-89, March 1987.
- [12] R. J. URICK. Principles of Underwater Sound. Mc GRAW-HILL BOOK COMPANY, 3d edition, 1983.
- [13] R. F. WAGNER, S. W. SMITH, J. M. SANDRIK, and H. LOPEZ. Statistics of speckle in ultrasound B-scans. IEEE Trans. on Sonics and Ultrasonics, 30(3):156-163, May 1983.

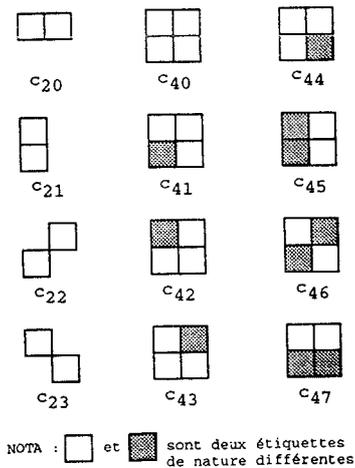


Schéma 1: Configuration des cliques pour un système de 8-voisinage

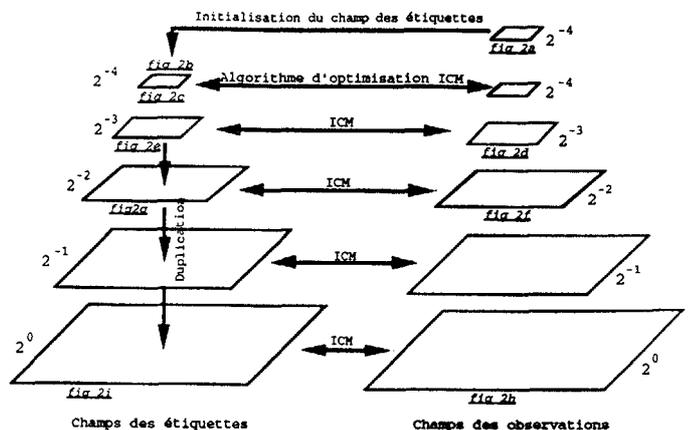


Schéma 2: Synoptique du traitement multirésolution

