

# Segmentation markovienne d'images sonar haute résolution

Abdel-Nasser TEBBACHE<sup>1</sup>, Laurent HELLEQUIN<sup>2</sup>, Jean-Marc BOUCHER<sup>2</sup>,

<sup>1</sup>Institut National des Télécommunications  
Département Signal et Image  
9 rue Charles Fourier, 91011 Evry Cedex

<sup>2</sup>ENST de Bretagne  
Laboratoire Signal et Communication  
Technople Brest Iroise 29280 Plouzané

Abdel-nasser.tebbache@int-evry.fr , JM.Boucher@enst-bretagne.fr

**Résumé** – L'étude de la segmentation d'images sonar haute résolution utilisant un modèle markovien du champs des classes, nous a amené à proposer une nouvelle modélisation du bruit. Cette dernière, en introduisant de la markovianité sur le champ des observations conditionnellement aux classes nous permettrait alors de tenir compte de la corrélation tout en gardant une statistique marginale non gaussienne (loi K ou loi Gamma).

Pour vérifier l'apport de cette modélisation, nous faisons varier la corrélation inter-pixels sur des images de synthèse, avant de la restaurer par la procédure MPM dans un cadre supervisé. Il apparait dès lors une amélioration de la segmentation pour certaines valeurs du coefficient de corrélation vis à vis du cas usuel, à savoir de bruits indépendants.

**Abstract** – The study of the high resolution sonar image segmentation using a Markov model of the classes field lead us to propose a new modelisation for the noise. This last, by introducing the markovianity on the observation fields knowing the classes, allows us to take into account the correlation without losing the fact that the marginal statistics are not gaussian (K law or gamma law).

To check the contribution of this approach, we vary the correlation between the pixels of synthetic images before restoring them by the MPM procedure in a supervised case. We observed then some amelioration of the segmentation for certain values of the correlation coefficient as compared to the usual case where the noises are independent.

## 1 Contexte et présentation

### 1.1 Introduction

Les systèmes acoustiques imageurs (sondeurs multifaisceaux, sonar latéraux) sont largement plébiscités notamment lorsqu'il s'agit de cartographier et de reconnaître la nature des fonds océaniques.

Lorsqu'ils sont à haute résolution (15cm), les structures géologiques sous-jacentes (rides de sable, barrières rocheuses...) induisent une organisation spatiale des niveaux de gris sur certaines parties de l'image, devenant alors texturées au-delà de leur caractère bruité. Les algorithmes de segmentation cherchent à localiser dans l'image sonar ces zones à structure homogène, appelées types de fond (ou étiquettes).

Pour ces images haute résolution, les distributions statistiques décrivant le niveau de gris de pixels de l'image ne suivent plus la loi de Rayleigh adaptée à la basse résolution, mais obéissent à des lois fortement non Gaussiennes dont la loi K semble être la mieux adaptée [10] [8] [6].

La texture des images haute résolution peut être prise en compte en considérant un ensemble de lois K corrélées pour décrire les différents types de fond. La loi Gamma corrélée peut aussi dans certains cas être employée et nous nous placerons dans ce contexte par la suite.

Par principe, les méthodes de segmentation statistique d'images tirent partie de cette connaissance statistique.

### 1.2 Présentation du modèle

Dans cet article nous présentons une méthode globale de segmentation Bayésienne supervisée et basée sur une modélisation Markovienne des images haute résolution et texturées.

L'enjeu est d'introduire l'information de corrélation en respectant toutefois les distributions statistiques marginales des pixels afin d'assurer la compatibilité de la méthode avec les images bruitées non texturées.

Une modélisation Markovienne hiérarchique est proposée : au classique champs de Markov du champ des étiquettes [3][7], est adjoint un second champ de Markov décrivant la champ des pixels conditionnellement au type de fond.

Dans un premier temps nous détaillons les aspects théoriques et approximations de cette modélisation avant de présenter les résultats de la méthode de segmentation sur des images de synthèse.

## 2 Modélisation Markovienne hiérarchique

### 2.1 Introduction au modèle

Dans un contexte de segmentation d'images, le champ  $X$  des types de fond que l'on cherche à identifier, n'est pas directement observable. Seuls sont visibles les niveaux de gris des pixels  $Y$ . L'algorithme de segmentation choisi, appelé MPM (Mode des Marginales a Posteriori) consiste à trouver pour chaque pixel  $u$ , la classe qui maximise la loi a posteriori (dans la suite, afin de simplifier les notations, le nom des variables sera omis):

$$\hat{x}_u = \arg \max_{x_u \in \lambda} (P(x_u/y)),$$

où  $\lambda$  désigne l'ensemble des étiquettes du champs  $X$ .

On désignera par la suite, pour  $A$  ensemble quelconque,  $A' = A - A_u$ .

A partir de  $P(x_u/x', y)$  (1), probabilité utilisée lors de l'implémentation du MPM, nous allons obtenir une expression analytique mettant en évidence, à chaque étape, les différentes hypothèses qui nous ont amené à proposer notre modèle .

Notons qu'il restera valide, si l'on choisit l'estimateur du MAP (Maximum A Posteriori) qui utilise (1) dans ses procédures itératives (recuit simulé, ICM).

### 2.2 Hypothèses sur la loi a posteriori

Le théorème de Bayes nous permet d'écrire:

$$P(x_u/x', y) = \frac{P(y/x)P(x_u/x')}{\sum_u P(y/x)P(x_u/x')};$$

la sommation se faisant sur l'ensemble des valeurs prises par  $x_u$ .

Le premier terme du numérateur s'écrit :

$$\begin{aligned} P(y/x) &= \frac{P(y, x)}{P(x)} \frac{P(y', x)}{P(y', x)} = P(y_u/y', x)P(y'/x) \\ &= P(y_u/y', x)P(y'/x'). \end{aligned}$$

L'hypothèse du modèle hiérarchique induit la dernière égalité. De plus, on suppose que  $X$  et  $Y/X$  sont markoviens de même voisinage  $v$ , ainsi  $P(y/x) = P(y_u/y_{v'}, x_v)P(y'/x')$  et :

$$P(x_u/x', y) = \frac{P(y_u/y_{v'}, x_v)P(x_u/x_{v'})}{\sum_u P(y_u/y_{v'})P(x_u/x_{v'})}$$

Regardons :

$$P(y_u/y_{v'}, x_v) = \frac{P(y_u/x_v)}{P(y_{v'}/x_{v'})} \quad (2)$$

Une approximation consiste alors à négliger la dépendance spatiale entre niveaux de gris dans le terme intervenant au dénominateur de (2), en considérant que la dépendance est suffisamment prise en compte au numérateur où l'on a :

$$P(y_{v'}/y_u, x_v) = \prod_{j \in v'} \frac{P(y_u, y_j/x_u, x_j)}{P(y_u/x_u)},$$

ce qui consiste à supposer une indépendance des  $Y_j, j \in v'$  conditionnellement à  $Y_u$  et  $X_{v'}$ . Un coefficient de corrélation faible nous permet alors de justifier cette approximation et par là même ce modèle.

On se rend compte de l'approximation lorsqu'on écrit (2) sous la forme :

$$P(y_u/y_{v'}, x_v) = P(y_u/x_u) \prod_{j \in v'} \frac{P(y_u, y_j/x_u, x_j)}{P(y_u/x_u)P(y_j/x_j)}$$

avec :  $\rho > 0$  si  $x_u = x_j$  ou  $\rho = 0$  si  $x_u \neq x_j$  où  $\rho$  est le coefficient de corrélation de la densité jointe :

$$P(y_u, y_j/x_u, x_j).$$

### 2.3 Modélisation Markovienne

La loi de probabilité du couple  $(X, Y)$  s'écrit :

$$P(y, x) = \frac{1}{K_X K_{Y/X}(x)} \exp(-\sum_{c \in \zeta} (V_c^{Y/X}(y_c, x_c) + V_c^X(x_c))).$$

où  $V_c^X$  et  $V_c^{Y/X}$  représentent les énergies potentielles sur la clique  $c$ , associées respectivement aux champs  $X$  et  $Y|X$ .  $\zeta$  est l'ensemble des cliques sur l'image  $Y$  (pour un système de voisinage  $v$  constitué des 4 plus proches voisins et commun aux champs  $X$  et  $Y|X$ ).

Ainsi:

$$P(x_u/x', y) = \frac{1}{K_u} \exp(-V^{Y/X}(x_v, y_v) - V^X(x_u, x_{v'}))$$

avec les termes d'énergies potentielles d'attache aux données  $V^{Y|X}$  et de régularisation  $V^X$  :

$$\begin{aligned} V^{Y/X}(x_v, y_v) &= -\ln(P(y_u/x_u)) - \\ &\sum_{j \in v'} \ln \frac{P(y_u, y_j/x_u, x_j)}{P(y_u/x_u)P(y_j/x_j)} \\ V^X(x_u, x_{v'}) &= \sum_{x \in v'} (-\gamma) \delta(x_u, x) \quad (3) \end{aligned}$$

Dans (3) intervient un terme de régularisation,  $\gamma$ , permettant de paramétrer la connexité des régions segmentées [2].

De façon générale, le champ  $(X, Y)$  (comme le champ  $X/Y$ ) n'est pas Markovien du fait de la dépendance de la fonction de partition  $K_{Y/X}(x)$  vis à vis de la réalisation  $x$  du champ  $X$ . Particulièrement dans le cas où les variables aléatoires du champ  $Y$  conditionnellement à la réalisation  $x$  sont corrélées, l'utilisation des algorithmes itératifs comme le recuit simulé [4] ou le MPM n'est pas rigoureusement justifiée.

### 3 Application aux images sonar haute résolution

Dans le cas de zone faiblement texturée, la loi de Rayleigh et la loi K sont adaptées à représenter la distribution de l'amplitude rétrodiffusée. Lorsque l'amplitude de modulation augmente, et que leur longueur d'onde dépasse la résolution du sondeur, la texture devient visible sur l'image sonar et la loi K ou la loi Gamma sont mieux adaptés pour décrire la statistique des amplitudes réverbérées [6], la loi K étant légèrement supérieure.

Pour une question de facilité de calcul, nous nous sommes contentés d'étudier l'influence des simplifications du précédent paragraphe sur la segmentation dans le cas d'une loi Gamma.

Pour cela, des images de synthèse de synthèses de taille  $128 \times 128$ , sur 256 niveaux de gris, et comportant 3 classes ont été simulées.

Pour implémenter l'image bruitée nous avons utilisé un algorithme de type Metropolis, conditionnellement au champ de classes, obtenu quant à lui grâce à l'algorithme de Gibbs (cf Fig1).

Afin de vérifier l'apport de la modélisation proposée, nous avons fait varier le coefficient de corrélation et nous avons appliqué une méthode de segmentation de type MPM avec échantillon d'apprentissage.

Le tableau ci-dessous présente le pourcentage d'erreur lors de la segmentation et une comparaison avec le cas de bruits indépendants (cf Fig.2 et Fig.3).

$\rho$	0.1	0.2	0.25	0.5	0.8
% d'erreur $\rho = 0$	2.1	2.9	5.8	8.4	24
% d'erreur $\rho$ estimé	1.7	2.2	3.7	7.3	90

Les premiers résultats de simulation confirment l'apport de cette nouvelle approche pour des coefficients de corrélation faibles et laissent apparaître les limites de celle-ci lors de fortes corrélations.

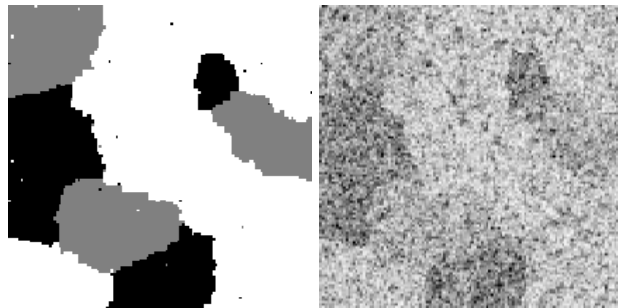


FIG. 1: Réalisation du couple  $(X, Y)$

L'image bruitée simulée a un coefficient de corrélation égal à 0.2 pour chacune des trois classes.

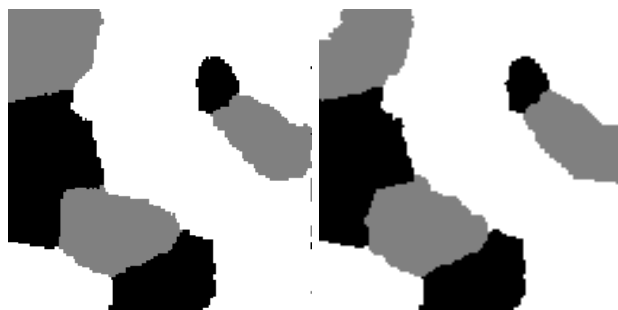


FIG. 2: Images segmentées  $\rho = 0.2$

La première image (2.2 % d'erreur) est celle restaurée avec le coefficient de corrélation estimé. Elle apparaît plus homogène (coin supérieur droit) que celle (deuxième image, 2.9 % d'erreur) où l'on a supposé l'indépendance des bruits conditionnellement au champ de classes.

On procède de la même manière pour une image bruitée avec un coefficient de corrélation égale à 0.5.



FIG. 3: Images segmentées  $\rho = 0.5$

La première image, celle restaurée avec le coefficient de corrélation estimé ( $\rho = 0.5$ ) est plus homogène. La seconde (bruits indépendants) quant à elle laisse apparaître quelques taches disparates.

## 4 Conclusion

Dans le modèle statistique d'images sonar les lois décrivant les bruits ne sont plus gaussiennes. Habituellement, on traite les échantillons de bruits comme s'ils étaient non corrélés conditionnellement aux classes. Or l'image sonar présente une texture qui indique un certain degré de corrélation. Nous avons donc été amenés à proposer un modèle qui tienne compte de cette corrélation inter-pixels. Nous l'avons testé sur des images de synthèse et nous avons constaté une amélioration de la segmentation pour des images faiblement corrélées et bruitées. Il reste à confirmer ce résultat préliminaire sur des images réelles.

## References

- [1] Armstrong and al. "Modelling spatially correlated K-distributed clutter". Electronics letters. Vol 27. N° 15. 1991.
- [2] Besag "Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems". Journal of the royal statistical society. Series B. Methodological. Vol 36, pp192-236. 1974.
- [3] Dugelay "A new method for seafloor characterization with multibeam echo sounders : image segmentation using angular backscattering". Proc. 3rd European conf. On underwater acoustics". Vol I, pp 439-444. 1996.
- [4] Geman and Geman "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the bayesian restoration of Images". IEEE Trans. on PAMI, vol 6, N°6, pp721 – 741. 1984.
- [5] Hellequin and al. "Prétraitements et corrections pour un sondeur multifaisceaux". Proceedings of GRETSI'97. Grenoble. Septembre 97.
- [6] Hellequin "Statistical characterization of multi-beam echosondeur data". Proceedings of OCEANS'98/IEEE. Nice. October 1998.
- [7] Hoelscher-Hoebing and al. "Unsupervised image segmentation and Image fusion for multi-beam multi-aspect sidescan sonar images". Proceedings of OCEANS'98/IEEE. Nice. September 98.
- [8] Jakeman and al. "Non Gaussian models for the statistics of scattered waves". Advances in physics. Vol 37, Number 5, pp 471-529. 1988.
- [9] Kelly and Derin "Adaptative segmentation of speckled images using a hierachical random field model". IEEE transsactions on acoustics, speech and signal processing. vol 36, n°10. 1988.
- [10] Oliver "Correlated K-distributed clutter models". Optica acta. vol 32, N°12. pp1515 – 1547. 1985.
- [11] Simrad "Simrad EM1000. Product description. Hydrographic echo sounder". Simrad Subsea. Horten. Norway. 1992.