

CLASSIFICATION D'IMAGES AVEC MODELE MARKOVIE ET ANALYSE MULTIREOLUTION

Régis Fau*, Jean-Marc Boucher*, Goze Béné**

* Telecom Bretagne - Groupe Traitement d'images
BP832 - 29285 BREST Cedex

** CARTEL - Université de Sherbrooke
SHERBROOKE - QUEBEC - CANADA

RESUME

Les algorithmes de classification markovienne comprennent des méthodes stochastiques performantes mais lentes, et des méthodes déterministes rapides mais moins optimales. Par ailleurs, les méthodes pyramidales constituent une approche multirésolution qui permet de distinguer les niveaux de détails dans une image. Cette étude présente un algorithme qui associe la représentation multirésolution par ondelettes et l'algorithme déterministe ICM (*Iterated Conditional Modes*). Cette méthode diminue le temps de calcul d'un algorithme ICM classique dans un rapport deux et fournit une amélioration des taux de bons classements.

I. INTRODUCTION

Dans le domaine de la classification d'images, le volume des données et des traitements à effectuer sur ces données est très important, d'où la recherche d'algorithmes à la fois *performants et rapides*.

Les algorithmes du type *classification markovienne* donnent en général de bons résultats mais au prix de temps de calcul prohibitifs. D'autre part, les *algorithmes pyramidaux* constituent une approche multirésolution qui permet d'améliorer les performances globales d'un algorithme.

La synthèse de ces deux méthodes a déjà démontré son efficacité en codage et filtrage d'images [1]. Cette étude présente un nouvel algorithme de classification d'images bruitées qui associe la *représentation multirésolution par ondelettes* [2] et l'*algorithme markovien déterministe ICM (Iterated Conditional Modes)* [3].

Après avoir rappelé les principes de la classification markovienne et de l'approche pyramidale en traitement d'images, nous détaillerons l'algorithme mis au point.

II. CLASSIFICATION MARKOVIE

II-1. Stratégie bayésienne

Le but est ici de segmenter une image à partir de ses propriétés statistiques. On va chercher à estimer un champ aléatoire de classes X à partir d'un champ d'observations Y . La *stratégie bayésienne* consiste à chercher la réalisation x du

ABSTRACT

Markovian classification algorithms include efficient but slow stochastic methods and fast but non optimal deterministic methods. On the other hand, pyramids are a multiresolution approach which allows to improve the global efficiency of algorithms. This study presents an algorithm which links the wavelet multiresolution representation and the deterministic algorithm ICM (*Iterated Conditional Modes*). This method reduces the computation time of a classical ICM algorithm by a factor two and brings better good classification rate.

champ X la plus probable au sens de la distribution à posteriori. On utilise donc le critère du Maximum A Posteriori (MAP) :

$$\hat{x} = \arg \max_x P(Y=y/X=x) P(X=x) \quad (1)$$

II-2. Modélisation markovienne du champ des classes

Lors de la réalisation du champ aléatoire X , on considère que chaque pixel est étroitement lié à ses voisins. Ceci nous amène à modéliser le champ X comme un *champ markovien* :

$$P(x_s / x_{s'}, x_s \neq x_{s'}) = P(x_s / x_{s'}, s' \in \eta_s) \quad (2)$$

où η_s est un voisinage du site (pixel) s .

Sous certaines conditions de stationnarité et de positivité (théorème de Hammersley et Clifford), X suit alors une *distribution de Gibbs* :

$$P(X=x) = \pi(x) = \frac{1}{Z} e^{-U_2(x)} \quad (3)$$

U_2 étant la fonction d'énergie de Gibbs et Z une constante de normalisation. La fonction d'énergie se forme d'une somme de potentiels locaux sur les cliques (ensemble de pixels voisins) c de C (ensemble de toutes les cliques) engendrées par le système de voisinage :

$$U_2(x) = \sum_{c \in C} V_c(x) \quad (4)$$

Pour nos applications, nous avons utilisé un voisinage du second ordre (8-plus proches voisins). Ce système engendre 10 types de cliques, dont nous n'avons retenu que les cliques doubles (2 pixels voisins). Ces 3 trois types de cliques sont associés à la même *fonction de potentiel* :



- + β si les 2 pixels ont des valeurs différentes
 (5) $V_C(x) =$
 - β si les 2 pixels ont la même valeur

En toute rigueur, il faudrait estimer la valeur du paramètre β simultanément au processus de segmentation. Pour nos développements nous n'avons pas utilisé d'estimation: β a une valeur fixée pour tous les processus de segmentation car il correspond à un type d'images pour lesquelles la sensibilité des paramètres intervient peu dans la précision de la segmentation

II-3. Modélisation du champ des observations

Nous avons choisi d'utiliser une *loi gaussienne* :

$$P(Y_s = y_s / X_s = k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} e^{-\frac{(y_s - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}} \quad (6)$$

où :

- où σ_k^2 est la variance de la classe k (associée à x_k)
- où μ_k est la moyenne de la classe k (associée à x_k)

On pose :

$$U_1(y, x) = -\ln(P(Y_s = y_s / X_s = x_s)) \quad (7)$$

On obtient ainsi un terme énergétique comparable à $U_2(x)$.

II-4. La relaxation déterministe : l'algorithme ICM

Reprenant les notations introduites, la stratégie bayésienne consiste donc à chercher un *minimum global* de la fonction d'énergie $U(x, y)$ suivante :

$$U(x, y) = U_1(y, x) + U_2(x) \quad (8)$$

La modélisation markovienne permet de procéder par des examens locaux (voisinage défini) de la fonction d'énergie.

Les algorithmes stochastiques de relaxation du type "recuit simulé" [4][5] donnent de bons résultats mais nécessitent un temps de calcul prohibitif. Nous avons donc préféré utiliser l'algorithme déterministe ICM [3]. Il converge rapidement mais il ne donne en général qu'une approximation du résultat obtenu par des algorithmes "MAP". L'algorithme est déterministe dans le sens où, lorsque l'on examine un site s , on va systématiquement affecter au site la classe pour laquelle l'énergie est la plus faible. Le fonctionnement global de l'algorithme est itératif.

III. L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION : L'APPROCHE PYRAMIDALE

III-1. Le modèle architectural

Les pyramides sont des structures décomposant une image en plusieurs *résolutions*, de plus en plus faibles. A la plus faible résolution, on observe les principales régions de l'image. Puis en progressant vers l'image pleine résolution (l'image originale), on ajoute des détails, ce qui affine peu à peu les résultats grossiers obtenus aux résolutions inférieures.

L'image initiale est supposée avoir une taille 2^m par 2^m et constitue le niveau 0 de la pyramide. Soit N le nombre de niveaux de la pyramide. Le facteur de résolution entre 2

niveaux est égal à 2. Pour le niveau n , la taille de l'image devient donc 2^{m-n} par 2^{m-n} .

Il existe plusieurs méthodes de construction de pyramide parmi lesquelles la technique basée sur le filtrage passe-bas [6][7] et la technique basée sur la transformée en ondelettes [2]. Cette dernière constitue le deuxième volet de notre étude.

III-2. Les pyramides par ondelettes

La démarche générale de cette approche est d'organiser l'image en série de détails apparaissant à différentes résolutions [2]. La différence d'information entre 2 résolutions est extraite en décomposant la fonction niveaux de gris (l'image) sur une base orthogonale d'ondelettes. Cette représentation multirésolution est *complète* (pas de pertes d'information) et *orthogonale* (pas de redondance d'information). Elle s'obtient de façon itérative au moyen de filtres miroirs monodimensionnels associés à un sous échantillonnage [2]. Elle donne à un niveau n de la pyramide :

- une *image passe-bas* qui correspond à l'image à résolution réduite.
- *trois images "détails"* (images hautes fréquences) qui correspondent aux pertes d'informations suivant les directions horizontale, verticale et diagonale.

Pour nos développements, nous avons utilisé une ondelette de Daubechie à quatre coefficients [8].

III-3. Adaptation pour l'utilisation en classification

La perte d'information d'un niveau pyramidal à l'autre est plus prononcée aux éléments de discontinuité d'une image (pixels d'arêtes, pixels bruités donc hors contexte, etc...). Cette propriété est particulièrement intéressante pour la segmentation d'images dont la précision dépend de la détermination des pixels frontières entre segments. Dans cette optique, l'objectif assignée à notre analyse multirésolution est de se servir des images détails pour *conditionner* l'action de l'algorithme de classification.

Afin d'améliorer la qualité de l'information contenue dans les imagerie hautes fréquences, on procède à un filtrage médian sur toute l'image préalablement à l'analyse multirésolution.

Pour utiliser cette information, on réunit à chaque niveau de la pyramide ondelette les trois images détails en une seule, que nous appellerons *image haute fréquence*. Lors de cette synthèse des informations haute fréquence, on conserve en chaque pixel le coefficient d'ondelette le plus fort en valeur absolue. On met donc bien en valeur les contours ou les zones bruitées...

Finalement on construit donc une *pyramide passe bas* (image originale à plusieurs résolutions) et une *pyramide haute fréquence*.

IV. ADAPTATION DE L'ALGORITHME ICM A LA PYRAMIDE ONDELETTE

IV-1. Principe

L'idée directrice est de construire des *cartes d'homogénéité*, à partir des images haute fréquence, qui indiqueront à l'algorithme les *zones sensibles* (bruit, contours) et les *zones homogènes*.

Pour cela, on quantifie les images haute fréquence (amplitude des coefficients d'ondelette) : le niveau le plus faible indique une zone homogène, les autres niveaux des zones plus ou moins sensibles.

Pour chaque niveau de la pyramide, la carte d'homogénéité est alors construite ainsi :

- 1) Pour le dernier niveau, tous les pixels sont déclarés "non homogène".
- 2) Ensuite on procède avec les règles suivantes :
 - si un pixel est "non homogène" sur l'image haute fréquence quantifiée, alors il est déclaré non homogène.
 - si un pixel est "homogène" sur l'image haute fréquence quantifiée, il n'est déclaré homogène que si son pixel père dans la pyramide d'homogénéité est également homogène.

IV-2. L'algorithme ICM pyramidal ondelette

Cet algorithme utilise les cartes d'homogénéité pour éviter de retravailler sur des zones homogènes, qui sont en fait classifiées sur les niveaux supérieurs de la pyramide. L'algorithme global se déroule alors ainsi (figure 1):

- 1) On effectue une segmentation du maximum de vraisemblance grâce à l'algorithme SEM (*Stochastic Estimation Maximisation* [9]) de l'image du dernier niveau de la pyramide.
- 2) Cette image segmentée sert d'initialisation pour l'algorithme ICM.
- 3) Sur le dernier niveau de la pyramide, on applique l'algorithme ICM à l'ensemble des pixels.
- 4) On projette l'image segmentée sur le niveau de résolution immédiatement supérieur.
- 5) On applique l'algorithme ICM sans remettre en cause la classification des pixels homogènes. Lorsque l'algorithme a convergé, et si l'on n'est pas au niveau 0 de la pyramide, on reprend au pas 4.

IV-3. L'algorithme ICM pyramidal ondelette pondéré

Il s'agit d'un raffinement de l'algorithme ICM pyramidal ondelette. Ici on se sert également des images haute fréquence quantifiées pour *pondérer les relations de voisinage* sur les zones sensibles. Cette pondération intervient sur la fonction de potentiel utilisée par la modélisation markovienne (relation 5).

V. RESULTATS OBTENUS

Les images tests étaient constituées de 2, 4 ou 8 classes, chacune caractérisée par un bruit gaussien de moyenne et variance fixée. Différents algorithmes ont été testés à fin de comparaison :

- l'ICM classique (ICM).
- l'ICM appliqué dans un contexte pyramidal classique (pyramides passe bas) (ICMP).
- l'ICM pyramidal ondelette (ICMPO). Environ 40% des pixels sont déclarés homogènes.
- l'ICM pyramidal ondelette pondéré (ICMPOP). Environ 40% des pixels sont déclarés homogènes. On pondère les relations de voisinage pour 60% des pixels.

Quelques résultats sont reproduits en fin d'article. D'une manière générale, ces tests ont confirmé l'intérêt de l'approche pyramidale pour ce qui est du *temps de traitement*. Ces temps de calcul ont été évalués sur une station IBM RISC 6000. Cependant l'algorithme ICMP n'améliore pas vraiment les résultats qualitatifs de l'ICM (il est même défavorisé sur les images où les classes sont nombreuses et les zones homogènes petites).

En revanche l'approche "ondelette" donne de très bons résultats : elle permet systématiquement d'accélérer les algorithmes, et de plus, dans le cas d'images "difficiles" (très bruitées, grand nombre de classes) elle améliore grandement les *résultats qualitatifs*. La pondération introduite dans l'algorithme ICMPOP semble prometteuse.

Nous avons également noté que les algorithmes pyramidaux sont sensibles au paramètre β du champ des classes. Il semble qu'un paramètre mal choisi (trop fort) entraîne des erreurs sur les niveaux supérieurs de la pyramide, erreurs que l'algorithme n'arrive pas à compenser par la suite.

Enfin nous avons également effectué des tests sur des images radar SAR (1 et 3 polarisations) à nombre de vues élevé. Ils ont confirmé le bon comportement des algorithmes ICMPO et ICMPOP, au moins au niveau du temps de traitement, les résultats qualitatifs n'étant pas quantifiables.

VI. CONCLUSION

La classification markovienne s'avère très adaptée à la segmentation d'images. Dans ce cadre, les algorithmes pyramidaux permettent d'améliorer nettement les temps de traitement.

L'approche multirésolution par ondelettes utilisée s'adapte parfaitement à la classification. Elle améliore les temps de traitement et dans certain cas les taux de classification. Elle nécessite cependant encore d'autres études (meilleur contrôle des cartes d'homogénéité...).

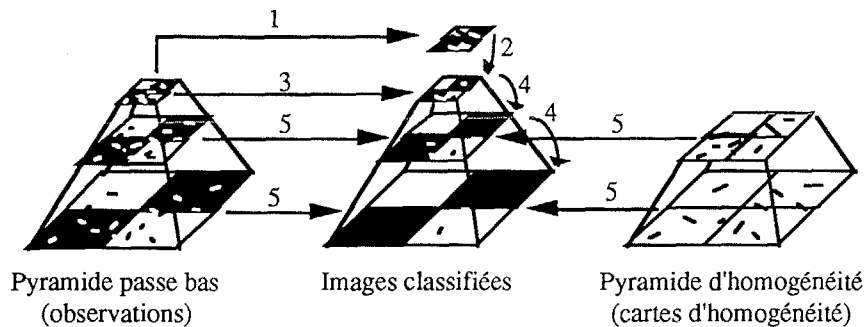


BIBLIOGRAPHIE

- [1] Blanc-Ferraud, Barlaud - Restauration d'image bruitée par analyse multirésolution et champ de Markov - 13^{ème} GretsI - Juan-Les-Pins 1991 - pp 829-832
 [2] Mallat - A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation - IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. - Vol II No 7, pp 674-693, Juillet 89
 [3] Besag - On the statistical analysis of dirty pictures - J. Roy. Statist. Soc - Ser. B - Vol 48 - pp 259-302 - 1986
 [4] Marroquin, Mitter, Poggio - Probabilistic solution of three posed problems in computational vision - Journal of the American Statistical Association - Vol 82, pp 76-89, mars 1987

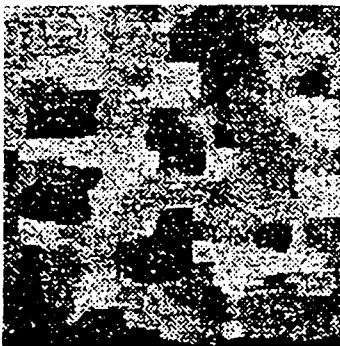
- [5] Geman & Geman - Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images - IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. - Vol PAMI-6, pp 721-741, novembre 1984
 [6] Burt - Fast filter transforms for image processing - Computer graphics and image processing - Vol 16 pp 20-51, 1981
 [7] Meer, Baugher, Rosenfeld - Frequency analysis and synthesis of image generating kernels - IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. - Vol PAMI-9, pp 512-522, 1987
 [8] Press - Wavelet transforms - A paraître dans Numerical Recipes Software - MIT, Boston
 [9] Celeux, Diebolt - L'algorithme SEM : un algorithme d'apprentissage probabiliste pour la reconnaissance de mélanges de densité - Revue de statistiques appliquées - Vol 34, No 2

Figure 1 : Schéma de principe de l'algorithme ICM pyramidal ondelette

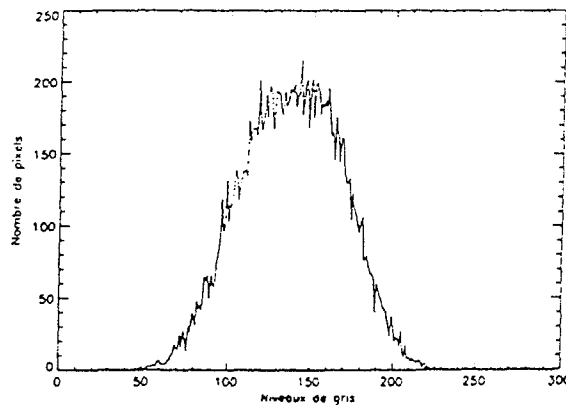


Résultats obtenus sur une image (128 x 128 pixels) 4 classes

Image



Histogramme

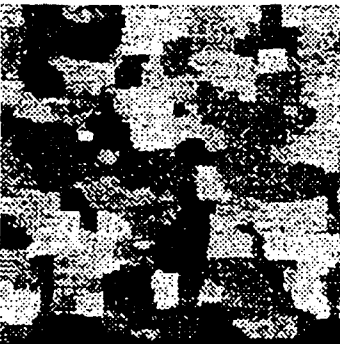


Résultats

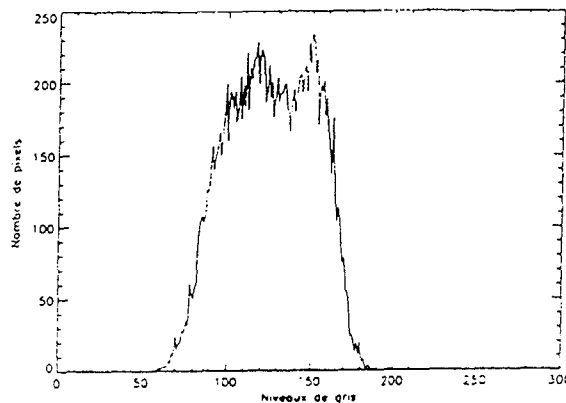
	Temps CPU (secondes)	% Erreur
ICM	69	20.48
ICMP	31	20.9
ICMPO	27	9.81
ICMPOP	45	9.80

Résultats obtenus sur une image (128 x 128 pixels) 8 classes

Image



Histogramme



Résultats

	Temps CPU (secondes)	% Erreur
ICM	127	24
ICMP	49	32
ICMPO	50	11.3
ICMPOP	79	10.45