

# Détection et contrôle par filtrage adaptatif des zones de frontière dans des images multitexturées

P. M. Palagi & A. Guérin-Dugué

Laboratoire de Traitement d'Images et Reconnaissance de Formes (TIRF)  
46, Av. Félix Viallet 38031 Grenoble France  
e-mail : palagi@tirf.inpg.fr, guerin@tirf.inpg.fr

## RESUME

La segmentation automatique des images en régions pose le compromis classique entre la formation des régions et la détection des frontières. Dans le cadre des images multitexturées, cette dualité s'exprime dans un espace multidimensionnel, celui des attributs caractérisant les textures. Ici les attributs sont les énergies en sortie de filtres de type passe-bande orienté (filtre de Gabor 2D) intégrées sur une région d'intérêt de taille limitée. En décrivant les caractéristiques spectrales des zones de frontière entre textures, et en utilisant leurs propriétés, on montre que l'on peut diminuer l'incertitude de la position d'une frontière tout en maintenant une formation en région. Cela est réalisé par un processus simple de régularisation pour réaliser de manière adaptative l'intégration spatiale des mesures d'énergie caractérisant les textures.

## I. Introduction

Dans le cadre de la segmentation automatique des images en zones homogènes, un problème majeur se situe au niveau des frontières pour les changements de régions [2]. Considérant des images multitexturées, cela devient plus délicat d'une part parce que les attributs descriptifs s'estiment sur des régions d'intérêt de taille variable suivant la granulosité et que d'autre part les régions d'intérêt se situant entre deux ou plusieurs textures créent un ensemble d'échantillons qui ont leurs caractéristiques propres, différentes de celles des textures avoisinantes. En segmentation automatique, la dualité région-frontière s'exprime classiquement par la nécessité d'une intégration spatiale favorisant la discrimination des régions au détriment de la localisation précise des frontières.

Dans cet article, on analysera ce point particulier, suite à la description des textures par filtrage de type des fonctions de Gabor 2D (filtre passe-bande orienté). De nombreuses études ont montré la qualité discriminatoire de ces attributs, pour la segmentation de textures en régions (par exemple [3,4]). Plus spécifiquement, on s'intéressera ici aux zones de frontière dont le spectre est une combinaison des spectres des textures qui les composent définissant un modèle de comportement intermédiaire à celui associé à chaque région homogène en texture. On montre comment on peut utiliser cette information, dans un processus de segmentation, par filtrage adapté pour une régularisation robuste qui a pour conséquence la diminution de l'étendue de la transition et donc l'augmentation de la précision de la localisation de la frontière.

## ABSTRACT

The classical balance in automatic segmentation of images is the formation of regions and the detection of frontiers. In the case of textured images, this dual processing is realised in a multidimensional space described by the way of the textures features. Here, the considered features are the energies computed through a bank of oriented band pass filters (2D Gabor filter) and then locally spatially integrated. The spectral characteristics of the frontier areas are studied to derive a simple regularisation mechanism where it is possible to both decrease the uncertainty in the localisation of a frontier and keep a good formation of homogeneous regions. This is done by an adaptive spatial integration of the feature energies.

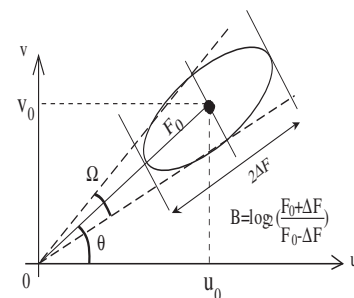


Figure 1 : Contour à mi-niveau de la réponse en fréquence d'un filtre de Gabor 2D de fréquence centrale  $F_0$ , d'orientation  $\theta$ , de bande radiale  $B$  et transverse  $\Omega$ .

## II. Attributs de textures par filtres de Gabor

Pour caractériser fréquentiellement une texture, on forme une famille de filtres de Gabor 2D couvrant l'étendue fréquentielle voulue en bandes de fréquence et en orientations (ondelettes de Morlet bidimensionnelles, onde sinusoidale modulée par une fonction gaussienne). Les attributs choisis représentent l'énergie de la texture détectée par le filtre passe-bande orienté positionné à la fréquence  $F_0=(u_0, v_0)$  de largeur radiale  $B$  (en octave) et de largeur transverse  $\Omega$  (en degré), puis moyennée localement. La figure 1 symbolise le placement et l'étendue spectrale du filtre dans l'espace de Fourier. Le nombre d'attributs est égal au nombre de filtres, soit le nombre d'orientations fois le nombre de bandes de fréquence.

### III. Caractéristiques spectrales aux frontières

Les régions d'intérêt d'une même texture sont projetées dans l'espace des caractéristiques fréquentielles extraites par les filtres de Gabor 2D, et forment un amas de points, plus ou moins compact suivant l'homogénéité de la texture. Le passage d'une texture à l'autre va se faire en traversant une zone de frontière qui se projettera dans l'espace des

caractéristiques sur des positions intermédiaires entre les deux amas de points représentant les deux textures de part et d'autre de la frontière. Le positionnement de ces points dépend du spectre des deux textures et des fonctions de passage d'une texture à l'autre. Les figures 2a-b illustrent cela sur un exemple simple de frontière entre deux signaux sinusoidaux unidimensionnels de fréquence respective  $f_1$  et  $f_2$ . Ici les fonctions de passage sont les fonctions d'Heaviside ( $H_v(x)$  et  $H_v(-x)$ ).

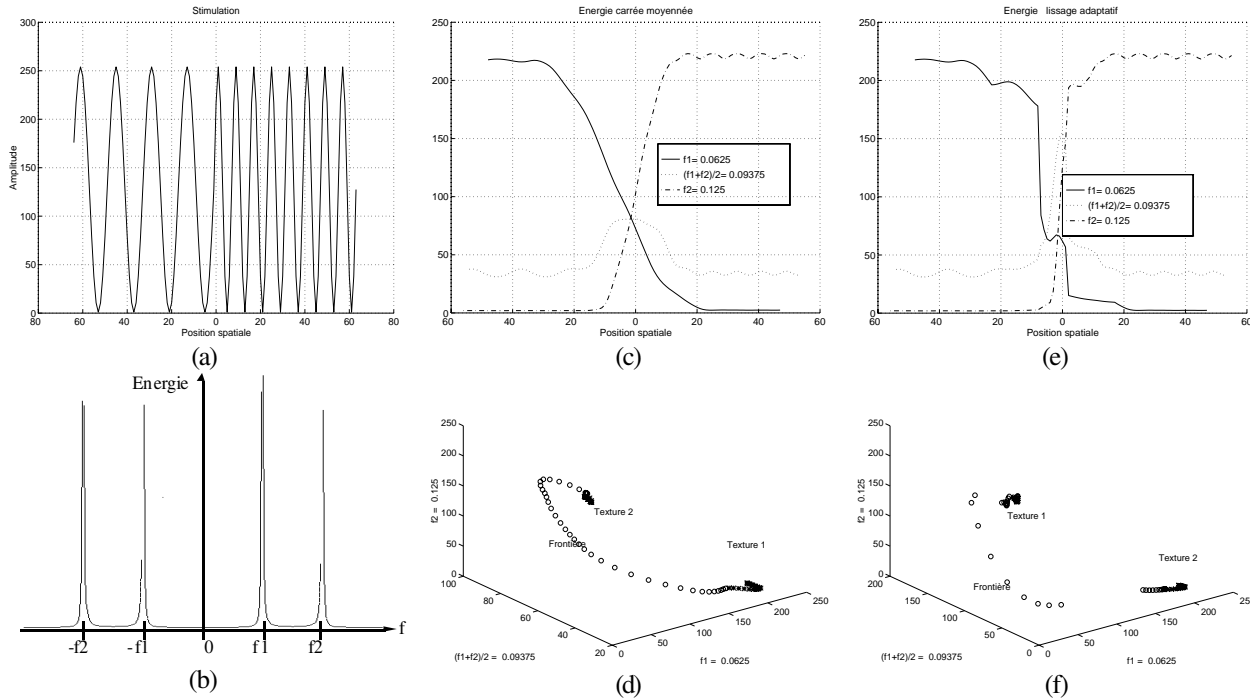


Figure 2 : (a) Stimulation d'entrée, frontière à  $x=0$ , (b) Spectre d'énergie du signal, (c) Profil des énergies détectées et moyennées, (d) Trajectoire des énergies moyennées dans l'espace des attributs des trois filtres à  $F_0=f_1$ ,  $F_0=(f_1+f_2)/2$  et  $F_0=f_2$ , (e) Profil des énergies après lissage adaptatif, (f) Trajectoire des énergies après lissage adaptatif.

Considérons que cette stimulation est analysée à l'aide de trois filtres de Gabor 1D placés respectivement aux fréquences  $f_1$ ,  $(f_1+f_2)/2$  et  $f_2$ . Les énergies détectées en sortie de ces 3 filtres puis moyennées localement, évoluent comme le montre la figure 2c. Cela donne dans l'espace tridimensionnel des caractéristiques, une trajectoire des points de frontière bien définie, partant d'un amas caractérisant la première région et allant vers le deuxième amas caractérisant la deuxième région (figure 2d). Le nombre de régions d'intérêt concernées par la transition (notées par le symbole "o") est d'autant plus important que l'intégration de l'énergie se réalise sur un support spatial étendu. La pente de transition dans l'évolution des énergies est alors plus faible. Pour augmenter la raideur des transitions, le processus proposé de régularisation de l'énergie consiste à adapter la taille du support spatial de l'intégration telle que celle-ci diminue puis s'annule au passage de la frontière pour de nouveau augmenter lorsque la région d'intérêt s'éloigne de la frontière (figure 2e). La trajectoire des attributs d'énergie après lissage adaptatif est illustrée à la figure 2f : la frontière est traversée "plus rapidement", il y a moins d'échantillons "à l'extérieur" des amas de points caractérisant les régions.

Pour mettre en place cette stratégie sur des images réelles, préalablement il est nécessaire de disposer d'un indice de détection de frontière. Un indice possible pour cela est l'ambiguïté de la décision d'affectation.

## IV. Expérimentation

### IV.1 Ambiguïté aux frontières

Les expérimentations ont été réalisées à partir de 16 filtres positionnés selon 4 fréquences centrales (0.25, 0.125, 0.0625, 0.03125) et 4 orientations ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ), avec comme largeur de bande à mi-niveau,  $B=1$  octave et  $\Omega=45^\circ$ , en utilisant une approche en multirésolution [5]. Prenons comme exemple l'image de la figure 3a réalisée à partir de 4 textures issues de [1]. La segmentation est réalisée simplement par l'algorithme des K-moyennes. Le taux de reconnaissance obtenu sur toute l'image est de 97,4% (figure 3b). Les erreurs se situent aux frontières internes et externes (effet de bord). On définit un indice de confiance pour chaque décision par :

$$C(w_i^*/x) = (P(w_i^*/x) - P(w_j/x)) / P(w_i^*/x)$$

avec  $w_{i^*}$  la classe gagnante, soit le premier choix d'affectation,  $w_j$  le deuxième choix et  $P(w/x)$  la probabilité a posteriori du choix  $w$  sachant  $x$ . Si on utilise la propriété de placement des points de frontière comme illustrée précédemment, on peut détecter ces points ambigus par seuillage de l'indice de confiance (seuil à 0.3, figure 3c). On a analysé plus précisément les décisions prises dans les zones de frontière (marquées entre les lignes blanches à la figure 3b) en définissant un taux de cohérence de la décision à la frontière : la décision sur une zone de frontière entre deux textures (par exemple) 1 et 2 est cohérente si  $w_{i^*}$  et  $w_j$  appartiennent à  $\{w_1,$

$w_2\}$ . On obtient respectivement pour les frontières 1-2, 1-3, 2-4, 3-4, les taux de cohérence suivants respectivement, 27%, 99%, 71% et 71%. La frontière 1-3 représente le cas idéal où la trajectoire des points entre  $w_1$  et  $w_3$  se déroule sans interférence avec les autres classes. La frontière 1-2 présente le cas inverse, où la trajectoire des points "traverse" une classe (ici  $w_3$ ). Les trajectoires aux frontières 2-4 et 3-4 sont intermédiaires des situations précédentes. L'analyse et l'interprétation des taux de cohérence ont été confirmées par la représentation bidimensionnelle de la base de données après Analyse en Composantes Principales sur les deux premiers axes.

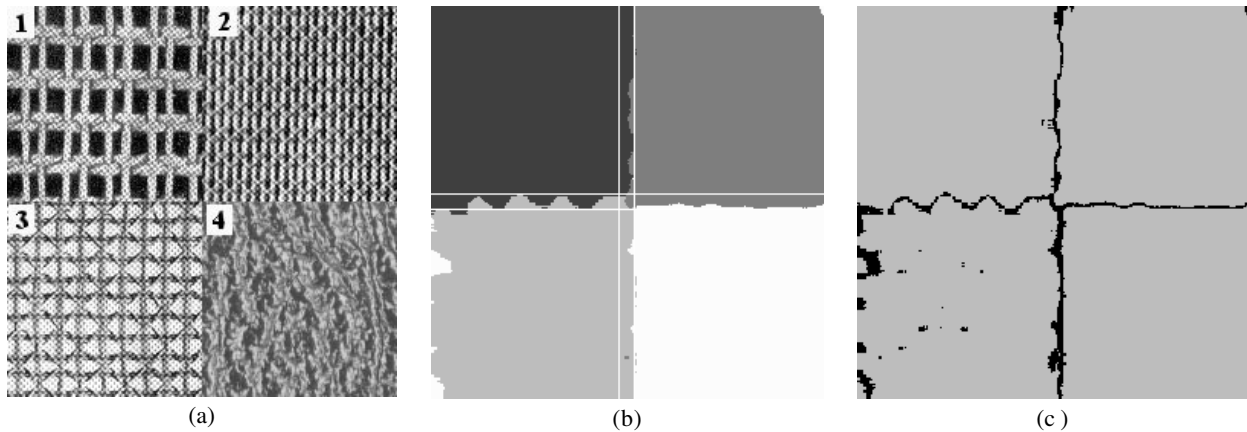


Figure 3 : (a) Image (b) Segmentation obtenue (c) Carte de confiance (gris : bonne décision, noir : ambiguïté)

## IV.2 Trajectoire des points après lissage adaptatif

En segmentation automatique, les nombreux essais que nous avons réalisés, montrent que les points de frontière peuvent être détectés par l'ambiguïté associée à la décision d'affectation. L'analyse des trajectoires des points de frontière dans l'espace des caractéristiques, illustrée sur un exemple simpliste, se retrouve sur des données plus réalistes de segmentation d'images composées de textures naturelles. L'image prise en exemple est celle de la figure 3a. L'image segmentée de la figure 3b a été obtenue à partir des caractéristiques d'énergie moyennées sur une fenêtre d'analyse de taille  $11 \times 11$ . Pour simplifier les graphiques, on considère trois filtres, le premier à  $F_0 = 0.25$  à l'orientation  $\theta = 0^\circ$ , le second à  $F_0 = 0.125$  avec  $\theta = 90^\circ$  et le troisième à  $F_0 = 0.0625$  avec  $\theta = 90^\circ$  et on illustre les résultats sur un ligne de 256 pixels traversant les textures 1 et 2. La trajectoire des pixels dans l'espace tridimensionnel des énergies moyennées est représentée à la figure 4. On retrouve bien le comportement analogue à celui simulé dans un cas très simple (figure 2 d). La segmentation a abouti au positionnement d'une zone d'ambiguïté comme figurée par la fenêtre rectangulaire positionnée sur les courbes de profil d'énergie représentés à la figure 5 (profil de l'énergie instantanée en trait plein et de l'énergie moyennée en trait pointillé).

Si on utilise cette information de zone d'ambiguïté où il y a une plus forte probabilité de traverser une frontière, on peut mettre en place le processus très simple de régularisation de l'énergie expliqué au paragraphe III et appliqué aux données artificielles : le support spatial de la moyenne diminue en

traversant la zone d'ambiguïté et augmente en s'éloignant de la zone, pour retrouver sa taille initiale dans les régions non ambiguës. Le résultat de ce traitement est visible à la figure 5, sur les profils de l'énergie (notée "énergie lissée") en trait mixte.

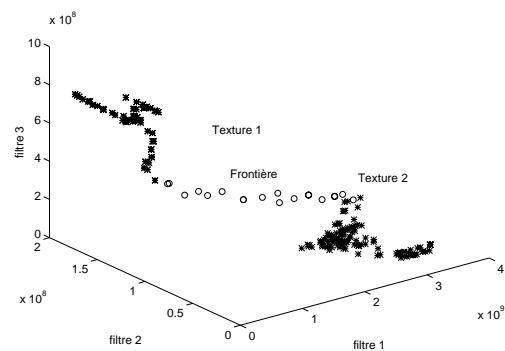


Figure 4 : Trajectoire des énergies moyennées dans l'espace des attributs des trois filtres

Dans les régions, l'énergie lissée suit l'évolution de l'énergie moyennée (intégration sur un même support spatial, ici  $11 \times 11$ ). A l'approche de la zone ambiguë, le support spatial d'intégration est diminué ; à l'intérieur de la zone d'ambiguïté, il est limité à une taille minimale (ici  $5 \times 5$ ). Ainsi, l'évolution de l'énergie lissée tend vers celle de l'énergie instantanée dans la zone de frontière, le front de transition est ainsi plus raide. Un lissage minimal de l'énergie pour les pixels de zones ambiguës est nécessaire pour confiner les points associés dans l'espace de représentation dans les voisinages des amas de points relatifs aux textures concernées par la frontière. Comme attendu, il y a moins de points

concernés par le passage de la frontière (figure 6). Quantitativement, une première segmentation sur les énergies moyennées conduit 69,1 % de points non ambiguës en

régions, ce pourcentage augmente à 76,6 % pour une segmentation à partir des énergies lissées de manière adaptative.

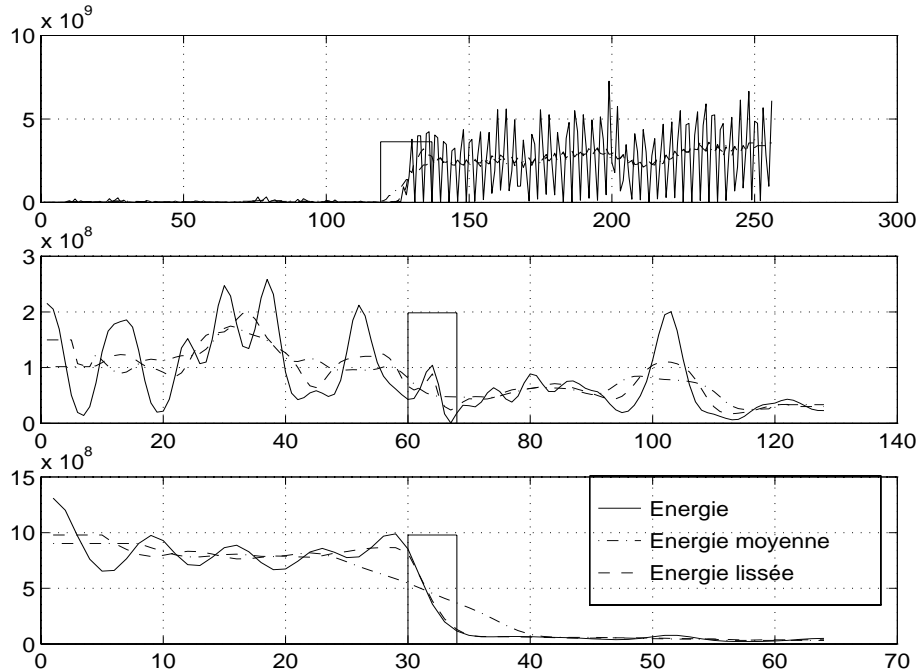


Figure 4 : Profil sur une ligne des énergies instantanées, moyennées et lissées en sortie de trois filtres (voir texte pour la localisation des filtres, chacun sur une résolution différente, d'où les rapport d'un facteur 2 entre les échelles spatiales en abscisse)

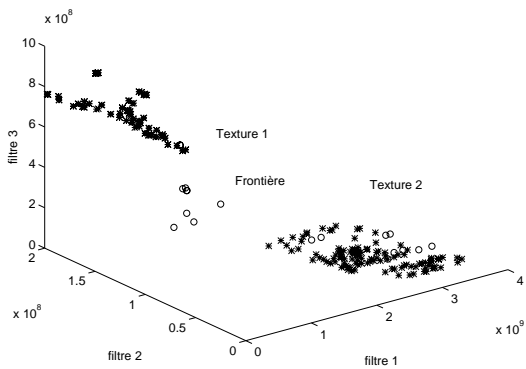


Figure 6 : Trajectoire des énergies après lissage adaptatif.

## Conclusion

Le processus de lissage adaptatif ici décrit a pour effet de maintenir la classificabilité de la base de données même en présence de zones de frontière. En effet la structuration en classe est moins dégradée : la trajectoire des points est modifiée afin que la transition d'une texture à une autre se fasse plus rapidement et donc que le nombre de régions d'intérêt concernées diminue au bénéfice d'une localisation plus précise de la frontière sans altérer la qualité de la discrimination des régions. Dans l'étude présentée, l'indice sur lequel est basé le lissage adaptatif est l'ambiguïté de décision, ce qui implique une première segmentation avant de pouvoir

la réitérer à partir des énergies lissées. On dérive ainsi un premier schéma itératif de segmentation. Un deuxième schéma serait de construire cet indice à partir des données à plus bas niveau. Cette stratégie est en cours d'étude. Un troisième schéma est de considérer que la segmentation d'images complexes met en jeu des propriétés diverses d'homogénéité (niveau de gris ou couleurs, textures, mouvement pour les séquences d'images) et qu'elle s'inscrit dans un cadre de fusion dans lequel chaque "capteur" ayant ses propres limitations, met à disposition ces mesures de segmentation permettant la réalisation à la fois de processus de fusion de décisions et de fusion de données pour améliorer les pouvoirs discriminatoires des données à plus bas niveaux selon par exemple la stratégie proposée ici.

## Références

- [1] Brodatz, P. Textures: A photographic Album for artists and designers. Dove Publications Inc., 1966.
- [2] Cocquerez, J. P. et Philipp, S. Analyse d'images : Filtrage et Segmentation. Masson, Paris, 1995.
- [3] Du Buf, J.M.H. Gabor phase in texture segmentation. Signal Processing, vol. 21, pp.221-240, 1990.
- [4] Guérin-Dugué, A. et Palagi, P.M., Texture Segmentation using pyramidal Gabor functions and self-organising feature maps. Neural Processing Letters, vol. 1, n°. 1, pp.25-29, 1994.
- [5] Guérin-Dugué, A. et Palagi, P.M., Implantation de filtres de Gabor par pyramide d'images passe-bas. Traitement du Signal, vol. 13, n°. 1, pp.1-11, 1996.