



Filtrage adaptatif par diffusion anisotropique multiechelle base sur le principe du maximum d'entropie

Bruno Migeon, Véronique Serfaty

► To cite this version:

Bruno Migeon, Véronique Serfaty. Filtrage adaptatif par diffusion anisotropique multiechelle base sur le principe du maximum d'entropie. [Rapport de recherche] RR-2174, INRIA. 1994. inria-00074499

HAL Id: inria-00074499

<https://hal.inria.fr/inria-00074499>

Submitted on 24 May 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

*Filtrage adaptatif
par diffusion anisotropique multiéchelle
basé sur le principe du maximum d'entropie*

Bruno MIGEON, Véronique SERFATY

N° 2174

Janvier 1994

PROGRAMME 4

Robotique,
image
et vision



*Rapport
de recherche*

1994



Filtrage adaptatif par diffusion anisotropique multiéchelle basé sur le principe du maximum d'entropie

Bruno MIGEON*, Véronique SERFATY**

Programme 4 — Robotique, image et vision
Projet Syntim

Rapport de recherche n° 2174 — Janvier 1994 — 18 pages

Résumé : Cet article présente un nouveau filtre de prétraitement d'image, de la famille des filtres EPSF (*Edge Preserving Smoothing Filtering*).

Il est dérivé d'une récente méthode de classification, basée sur la théorie de l'information et la mécanique statistique, développée par Wong. Il permet d'atténuer le bruit en opérant un très bon lissage intra-région, tout en réhaussant les bords flous entre les régions, comme le font les filtres basés sur le principe de la diffusion anisotropique. En revanche, contrairement à ces derniers qui ont pour inconvénients de tendre à produire des surfaces constantes par morceaux, il offre une continuité de lissage très intéressante.

Par ailleurs, on montre également que ce filtre est lié à un processus de diffusion anisotropique multiéchelle.

Mots-clé : traitement d'image, amélioration d'image, lissage, entropie, diffusion anisotropique multiéchelle.

(Abstract: pto)

*. migeon@bora.inria.fr

** serfaty@bora.inria.fr

Unité de recherche INRIA Rocquencourt

Domaine de Voluceau, Rocquencourt, BP 105, 78153 LE CHESNAY Cedex (France)

Téléphone : (33 1) 39 63 55 11 – Télécopie : (33 1) 39 63 53 30

Adaptative multiscale anisotropic diffusion filtering using the maximum entropy principle

Abstract: We present a new filter for image processing, in the category of the Edge Preserving Smoothing Filtering (EPSF).

Our filter comes from a recent clustering method, based on information theory and statistical mechanics, developed by Wong. The effect of the filter is to attenuate noise by smoothing the image inside homogenous regions, while it enhances the contrast at their boundaries very similar to the anisotropic diffusion filters. However, contrary to anisotropic diffusion filters which produce piecewise constant surfaces, our filter offers a more continuous smoothing.

In addition, we show that our filter relies on a multiscale anisotropic diffusion process.

Key-words: image processing, image enhancement, smoothing, entropy, multiscale anisotropic diffusion.

1 Introduction

Un des problèmes les plus importants en traitement du signal et de l'image et en vision par ordinateur, est de filtrer le bruit tout en préservant les bords.

Depuis une quinzaine d'années, de nombreuses méthodes de filtrage adaptatif, souvent regroupées sous le label EPSF (Edge Preserving Smoothing Filtering) [Chi83, Har87], ont été développées suivant de multiples approches [Lev77, Dav78, Nag79, Asa81, Imm91].

Cependant, la séparation entre le bruit et l'information dépend pour beaucoup de l'échelle à laquelle on observe les données. De ce fait, le problème du filtrage ne peut pas être résolu si l'on ne spécifie pas le niveau de description souhaité, car on ne peut distinguer l'information utile du reste qu'en faisant intervenir la notion d'échelle [Wit83].

Aussi, plus récemment, un certain nombre de filtres utilisant cette notion d'échelle ont vu le jour, et notamment les filtres basés sur la diffusion anisotropique [Per90, Sai91]. Ils utilisent un paramètre d'échelle, ce qui permet d'adapter le lissage au niveau de description souhaité de l'image, tout en réhaussant les bords. Toutefois, lorsque les régions de l'image ne sont pas constantes en intensité et qu'elles sont assez fortement bruitées, ces filtres tendent à créer des surfaces constantes par morceaux (*piecewise constant*) [Sai91], ce qui peut être gênant dans certaines applications.

Nous présentons ici un filtre dérivé d'une récente méthode de classification introduite par Wong [Won93], basée sur la théorie de l'information et la mécanique statistique. Tout comme les filtres de diffusion anisotropique, il lisse amplement le bruit et préserve les bords, mais en plus, il offre une très bonne continuité du lissage, ce qui permet d'éviter l'écueil des marches et de l'effet de mosaïques.

Enfin, on introduit la notion de lissage par diffusion anisotropique multi-échelle et montrons que le filtre développé s'y insère.

2 Principe

Le nombre de classes que l'on peut départager dans un ensemble de données dépend de l'échelle à laquelle on les observe, d'où l'intérêt de la notion de *scale-space* [Wit83]. En effet, à une large échelle, la totalité des informations peut être considérée comme une seule et même classe. A l'inverse, pour une très petite échelle, chaque donnée peut être elle-même une classe.

L'information classe est présente dans les données et la notion d'échelle implique par conséquent que les points proches du centre d'une classe sont plus riches d'information que ne le sont les points éloignés. Ceci peut se caractériser en assignant un coût à chaque donnée au regard d'une classe. Si l'on considère la contribution de chacune des données pour la détermination d'une classe, comme une distribution de probabilités, celle-ci doit être choisie telle que son entropie soit maximale sous une contrainte linéaire [Jay57, Pap91].

L'indépendance des classes introduite par Wong [Won93] sous le nom de *cluster independance* permet de considérer une classe à un instant donné. Soit z_i la i -ème donnée (ou le i -ème point), on définit pour chaque point, la fonction coût $d(z_i)$, fonction de z , où z représente le "centre" d'une classe.

Soit $P(z_i)$ la contribution de z_i envers la classe z . En maximisant l'entropie

$$-\sum_i P(z_i) \log P(z_i)$$

sous la contrainte

$$\sum_i P(z_i) d(z_i) = C$$

on obtient [Pap91]:

$$P(z_i) = \frac{e^{-\gamma d(z_i)}}{Z} \quad \text{où } Z = \sum_i e^{-\gamma d(z_i)}$$

Pour faire le lien avec la thermodynamique, on définit "l'énergie libre":

$$F = -\frac{1}{\gamma} \log Z$$

Or, on sait qu'à l'équilibre, tout système thermodynamique tend vers la configuration qui minimise son "énergie libre". Autrement dit, on veut que

$\partial F/\partial z = 0$, ce qui entraîne:

$$\sum_i \frac{\partial d(z_i)}{\partial z} e^{-\gamma d(z_i)} = 0 \quad (1)$$

Jusqu'ici, l'approche présentée est la même que celle développée par Wong [Won93], et l'équation (1) est générale. En effet, si on considère un ensemble de données z_i avec la fonction coût $d(z_i) = (z_i - z)^2$, l'équation (1) devient $z = \sum_i \frac{z_i e^{-\gamma(z_i - z)^2}}{\sum_i e^{-\gamma(z_i - z)^2}}$, qui est bien l'équation qu'utilise Wong.

Maintenant, considérons une image, où z_i est la luminance du i -ème pixel de coordonnées (x_i, y_i) . On assigne à chaque pixel la fonction coût $d(z_i)$ envers la région z de l'image, à la position (x, y) , en définissant $d(z_i)$ comme la somme pondérée des carrés de deux distances normalisées respectivement spatiale et spectrale, de la façon suivante:

$$d(z_i) = \alpha' d_p^2(x_i, y_i, x, y) + \beta' d_l^2(z_i, z) \quad (2)$$

avec

$$d_p^2(x_i, y_i, x, y) = \frac{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}{N_p^2} \quad d_l^2(z_i, z) = \left(\frac{z - z_i}{N_l} \right)^2$$

N_p et N_l étant des constantes de normalisation.

De (2) on déduit:

$$\frac{\partial d(z_i)}{\partial z} = \frac{2\beta'}{N_l^2} (z - z_i) \quad (3)$$

et en remplaçant (3) dans l'équation (1), on obtient:

$$z = \frac{\sum_i z_i e^{-\gamma d(z_i)}}{Z} = \frac{\sum_i z_i e^{-[\alpha d_p^2(x_i, y_i, x, y) + \beta d_l^2(z_i, z)]}}{Z} \quad (4)$$

3 Filtre développé

Les solutions de l'équation (4) ne peuvent pas être déterminées analytiquement, mais on peut proposer un schéma itératif du type $z = h(z)$ pour la

résoudre:

$$z \xrightarrow{h} \sum_i \frac{z_i e^{-\gamma d(z_i)}}{\sum_i e^{-\gamma d(z_i)}}$$

Par ailleurs, sur une image, il est inutile de considérer tous les pixels, car au delà d'une certaine distance, l'information apportée est négligeable voire numériquement nulle, et cela accroît inutilement le temps de traitement.

Ainsi, soient I l'image à filtrer, α et β les deux paramètres d'échelle déterminés par l'utilisateur, et $(2n + 1) \times (2n + 1)$ la taille de la fenêtre de travail, le filtre que nous avons développé s'utilise de façon itérative et s'exprime comme suit:

$$I^{t+1}(x, y) = \frac{1}{N^t(x, y)} \sum_{i=-n}^{+n} \sum_{j=-n}^{+n} I_{ij}^t(x, y) \theta_{ij}^t(x, y) \delta_{ij}^t(x, y) \quad (5)$$

$$\text{avec} \quad N^t(x, y) = \sum_{i=-n}^{+n} \sum_{j=-n}^{+n} \theta_{ij}^t(x, y) \delta_{ij}^t(x, y)$$

$$\text{et} \quad \theta_{ij}^t(x, y) = e^{-\alpha [p_{ij}^t(x, y)]^2} \quad \delta_{ij}^t(x, y) = e^{-\beta [l_{ij}^t(x, y)]^2}$$

$$p_{ij}^t(x, y) = \frac{\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_j - y)^2}}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \quad l_{ij}^t(x, y) = \begin{cases} \frac{|I_{ij}^t(x, y) - I^t(x, y)|}{I_{max} - I_{min}} & \text{si } I_{max} \neq I_{min} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

avec les notations

- . $I_{ij}^t(x, y) = I^t(x_i, y_i)$,
- . $x_i = x + i$ et $y_j = x + j$,
- . L_x et L_y : taille de l'image en x et en y .
- . $[I_{min}, I_{max}]$: intervalle des luminances présentes sur l'image I

La particularité et l'intérêt de ce filtre réside dans ses deux paramètres d'échelle α et β . Le premier est lié à la notion de distance spatiale (entre pixels) et permet de pondérer l'information apportée par un pixel en fonction de sa distance au pixel traité ("confiance spatiale"), tandis que le second, lié à la notion de distance spectrale (entre intensités) permet de pondérer l'information apportée par un pixel en fonction de sa propre valeur, au regard

de l'intensité du pixel traité ("confiance spectrale").

Plus β est grand, moins le lissage est important, car la "hauteur de la marche" au delà de laquelle on interdit de lisser est faible, et donc toutes les discontinuités (même faibles) subsistent, et à la limite, l'image ne change pas. A l'inverse, plus β est faible, plus le lissage est important.

De même, quand α est très grand, les pixels tendent à être préservés, alors que pour de petites valeurs de α , plus de voisins contribuent au lissage.

4 Lien entre lissage et diffusion

4.1 Diffusion isotropique

Le moyennage itératif est très couramment utilisé pour le lissage de signaux. Un processus itératif de moyennage pondéré avec des coefficients de pondération constants, revient exactement à implanter un filtre linéaire en convoluant de façon itérative avec un petit masque.

Si le filtre consiste à convoluer le signal à l'aide d'un masque de taille 3, où les coefficients sont constants, normalisés, et symétriques (pour garantir la stabilité), on peut montrer que ce processus itératif revient à implanter une approximation discrète de l'équation de diffusion isotropique de la chaleur:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = c\Delta I$$

Δ désignant l'opérateur Laplacien, I le signal, t le temps, et c le coefficient de diffusion.

4.2 Diffusion anisotropique

Dès lors que les coefficients ne sont plus constants, mais dépendent de la position et du temps, le filtre perd son caractère isotropique et on peut montrer [Sai91] qu'il revient à implanter une approximation discrète d'un processus de diffusion anisotropique, comme l'ont proposé Perona et Malik [Per90]:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla(c\nabla I) \tag{6}$$

∇ désignant l'opérateur Gradient.

Les filtres basés sur le principe de diffusion anisotropique visent à lisser d'autant plus qu'il s'agit d'une même région, et de diminuer, voire stopper

le lissage lorsqu'on se situe sur une discontinuité importante, relative à un bord significatif.

Pour cela, ils consistent à effectuer de façon itérative, une convolution sur un masque (3×3), où chaque coefficient c^t est une valeur mesurant la continuité du signal en chaque point, à l'aide d'une fonction décroissante $f(d^t(x, y))$ telle que $f(0) = 1$ et $f(d^t(x, y)) \rightarrow 0$ quand $d^t(x, y)$ augmente, $d^t(x, y)$ étant une mesure de la discontinuité du signal au point (x, y) .

De façon courante, les filtres de diffusion anisotropique utilisent une fonction exponentielle décroissante pour la fonction f , et l'amplitude du gradient comme mesure de la discontinuité en chaque point, et le coefficient $c^t(x, y)$ est souvent exprimé d'une manière générale par:

$$c^t(x, y) = e^{-\alpha|\nabla I|^2}$$

4.3 Diffusion anisotropique multiéchelle

Considérons maintenant un signal 1D $I(x)$ que l'on filtre par convolution à l'aide d'un masque de taille $(2n+1)$, où les coefficients (normalisés) ne sont pas constants, mais dépendent de la position et du temps:

$$I^{t+1}(x) = \sum_{i=-n}^{+n} c^t(x+i)I^t(x+i) \quad (7)$$

$$\text{avec} \quad \sum_{i=-n}^{+n} c^t(x+i) = 1 \quad \text{et} \quad 0 \leq c^t(x+i) \leq 1 \quad \forall i$$

On peut réécrire (7) de la façon suivante:

$$I^{t+1}(x) - I^t(x) = \sum_{\substack{i=-n \\ i \neq 0}}^{+n} \{c^t(x+i)I^t(x+i)\} + I^t(x)[c^t(x) - 1] \quad (8)$$

or,

$$c^t(x) - 1 = - \sum_{\substack{i=-n \\ i \neq 0}}^{+n} c^t(x+i) \quad (9)$$

d'où, en remplaçant (9) dans (8), on obtient:

$$I^{t+1}(x) - I^t(x) = \sum_{i=1}^{+n} \left\{ c^t(x+i)[I^t(x+i) - I^t(x)] - c^t(x-i)[I^t(x) - I^t(x-i)] \right\} \quad (10)$$

En notant par $[\Phi]_i$ un schéma de discrétisation de Φ , et en proposant le schéma suivant:

$$[\nabla(c\nabla I)]_i = \frac{1}{i^2} \left\{ c^t(x+i)[I^t(x+i) - I^t(x)] - c^t(x-i)[I^t(x) - I^t(x-i)] \right\}$$

on peut alors réécrire l'équation (10) comme suit:

$$\left[\frac{\partial I}{\partial t} \right]_1 = \sum_{i=1}^{+n} i^2 [\nabla(c\nabla I)]_i \quad (11)$$

L'équation (11) montre qu'une convolution sur un masque de taille $(2n+1) \times (2n+1)$, menée de manière itérative, avec des coefficients normalisés et dépendant de la position et du temps, peut être vue comme une somme de n processus de diffusion anisotropique à n échelles différentes, d'où le nom de "diffusion anisotropique multiéchelle". Lorsque $n = 1$, il s'agit d'une convolution sur un masque (3×3) , et on retrouve bien la même équation que (6).

Les filtres de diffusion anisotropique multiéchelle consistent à effectuer de façon itérative, une convolution sur un masque $(2n+1) \times (2n+1)$, où chaque coefficient c^t est en fait le produit de deux coefficients c_1^t et c_2^t liés respectivement aux notions de distances spatiale et spectrale. Ces deux coefficients c_1^t et c_2^t sont définis à l'aide de fonctions décroissantes $f_1(d_1^t(x, y))$ et $f_2(d_2^t(x, y))$ telles que $f_i(0) = 1$ et $f_i(d_i^t(x, y)) \rightarrow 0$ quand $d_i^t(x, y)$ augmente, $d_1^t(x, y)$ et $d_2^t(x, y)$ étant respectivement des mesures de compacités spatiale et spectrale.

Le lissage basé sur le principe du maximum d'entropie que nous avons présenté s'inscrit dans ce cadre de filtrage par diffusion anisotropique multiéchelle, où chaque coefficient c^t est en fait le produit de deux coefficients c_1^t et c_2^t liés respectivement aux notions de distances spatiale et spectrale. Ces deux coefficients c_1^t et c_2^t sont définis à l'aide de fonctions exponentielles décroissantes de la forme:

$$c_1^t(x, y) = e^{-\alpha[d_1^t(x, y)]^2} \quad \text{et} \quad c_2^t(x, y) = e^{-\beta[d_2^t(x, y)]^2}$$

$d_1^t(x, y)$ et $d_2^t(x, y)$ étant dans notre cas des distances mesurant respectivement les compacités spatiale et spectrale.

5 Résultats

Ce filtre permet d'éliminer le bruit, de préserver les bords et les angles, et même de réhausser les bords flous. Le lissage qu'il opère est très ample et continu. Cette continuité permet de respecter et de restaurer les gradients, en mettant en évidence les zones d'isovaleurs, sans introduire de marches ou de mosaïques, comme tendent à le faire parfois les filtres basés sur la diffusion anisotrope en atmosphère relativement bruitée [Sai91].

Cette dernière qualité est très intéressante dans certaines applications, et notamment lors de l'analyse des gradients d'irradiance, dans le cadre de l'étude photométrique d'une scène d'intérieur [Ser93]. Les images qui suivent illustrent ce propos.

La figure 1 représente l'image originale (512×512) d'une scène de bureau (fig.1a), l'image lissée par un filtre de diffusion anisotrope classique (fig.1b), et l'image lissée par le filtre que nous avons développé. L'image de la figure 1b a été obtenue à l'aide du filtre proposé par Saint-Marc [Sai91], avec pour paramètre d'échelle $k = 5$, tandis que l'image 1c a été calculée à l'aide de notre filtre avec un masque de taille (25×25) et $\frac{\alpha}{(L_x^2 + L_y^2)} = 0.1$ et $\frac{\beta}{(I_{max} - I_{min})^2} = 0.1$. Ces deux filtres ont été utilisés de façon itérative jusqu'à ce que le nombre de pixels changés entre deux itérations successives soit inférieur à 2%.

La figure 2, qui représente les contours des images de la figure 1, permet de voir à quel point les gradients de l'image originale sont inexploitablement très bruités (fig.2a), alors que ceux de l'image filtrée (fig.2c) sont bien restaurés (très visible sur les grandes facettes telles que le tableau et la face avant du bureau).

La figure 3 correspond aux images de la figure 1, visualisées à l'aide d'une palette de couleurs aléatoires. Elle permet de voir le bruit impulsif assez intense sur l'image originale (fig.3a), d'illustrer l'effet de marches et de mosaïques se produisant parfois avec les filtres de diffusion anisotrope classiques (fig. 3b), et de mettre en évidence la meilleure qualité de lissage du filtre développé sur la figure 3c, où l'on voit très nettement les différentes régions d'isoluminance, indiscernables sur l'image originale (fig.3a), et de moins bonne qualité sur la figure 3b.

La figure 4 est une image médicale (256×256) obtenue par scanner à rayons X, représentant une coupe transversale au niveau du cœur. L'image originale (fig.4a) est bruitée, assez floue, et difficile à segmenter. En revanche, l'image filtrée (fig.4b), calculée de façon itérative avec un masque de taille



(a)

(b)



(c)

FIG. 1 - Scène de bureau. (a): image originale (b): image lissée par un filtre de diffusion anisotropique classique (c): image lissée par le filtre présenté.

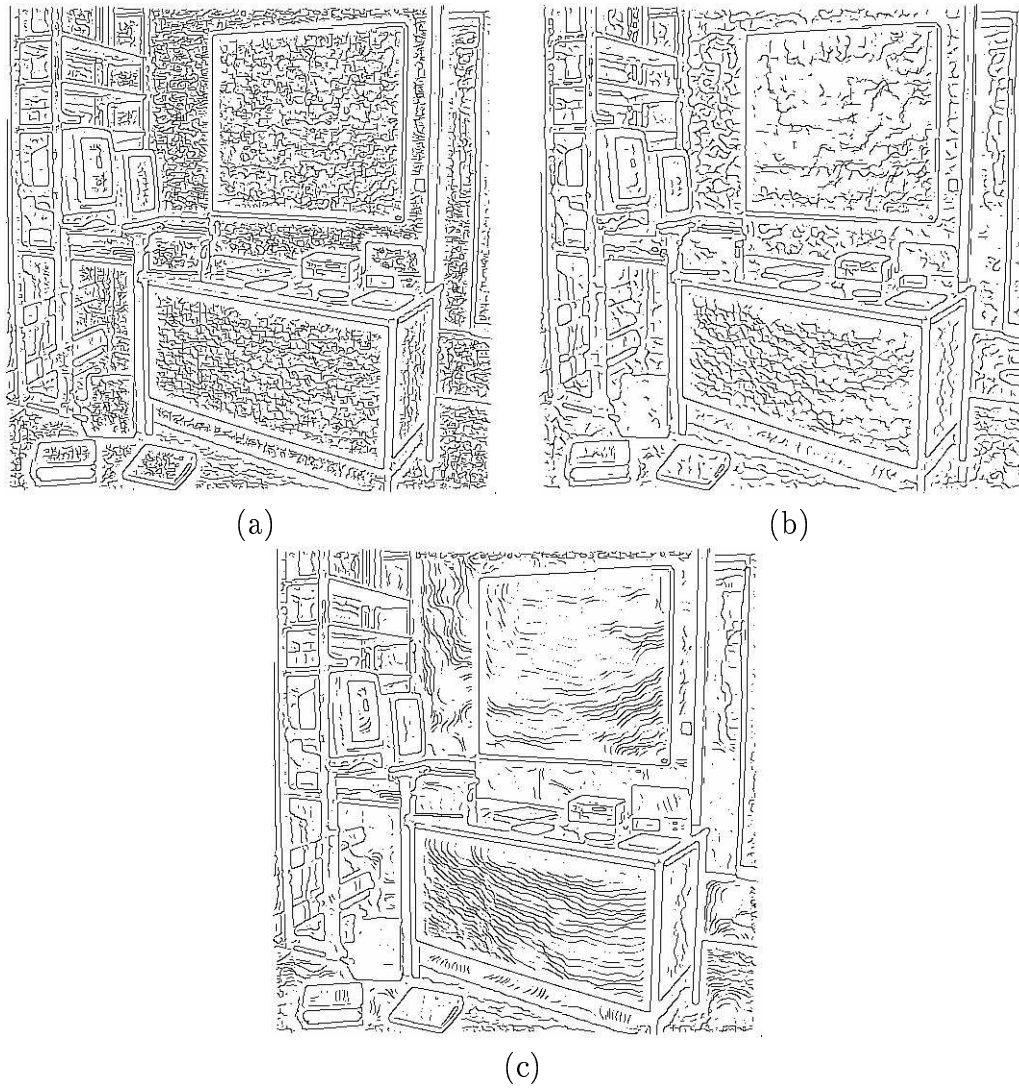


FIG. 2 - *Extraction des contours des images de la figure 1.*

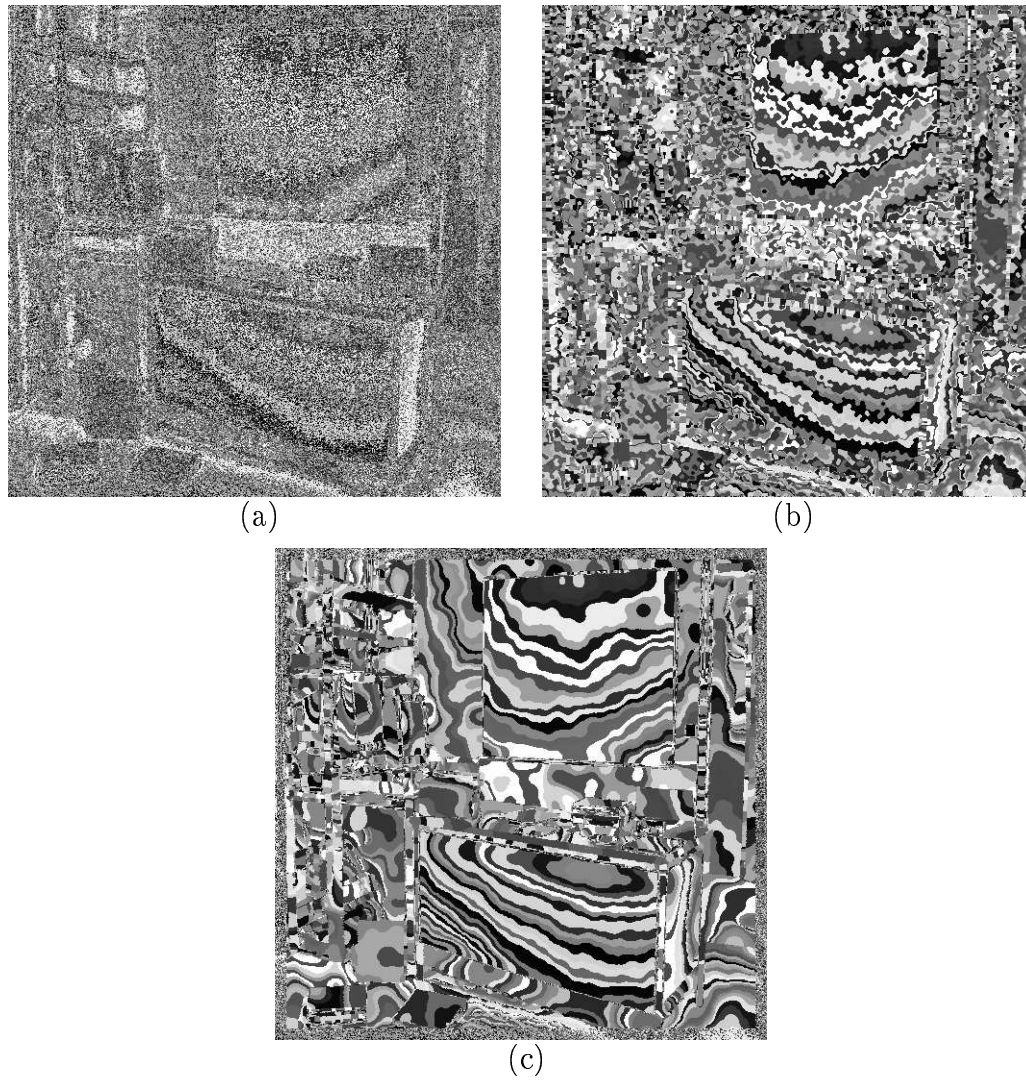


FIG. 3 - Visualisation des images de la figure 1 à l'aide d'une palette de couleurs aléatoires.

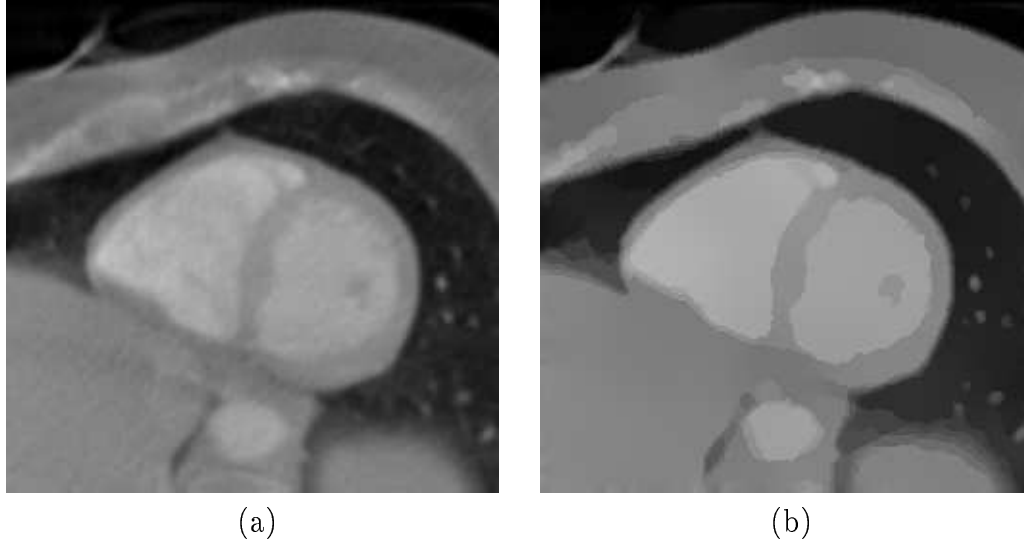


FIG. 4 - *Image médicale. (a): image originale (b): image lissée par le filtre présenté.*

(9×9) et avec $\frac{\alpha}{(L_x^2 + L_y^2)} = 0.05$ et $\frac{\beta}{(I_{max} - I_{min})^2} = 0.05$, fait ressortir très nettement les deux ventricules, rendant l'opération de segmentation aisée.

La figure 5 montre une scène à forts gradients, relativement bruitée. Les figures 5a, 5b, 5c et 5d représentent respectivement une image originale, une image obtenue par moyennage de 50 images de la même scène lors de l'acquisition, pour atténuer le bruit, l'image originale lissée avec le filtre de diffusion anisotropique proposé par Saint-Marc, et l'image originale lissée avec le filtre présenté. Comme précédemment, les deux dernières figures ont été calculées dans le cadre d'un processus itératif mené jusqu'à ce que le nombre de pixels changeant entre deux itérations successives soit inférieur à 2 %.

La figure 6 correspond aux images de la figure 5, visualisées à l'aide d'une palette de couleurs aléatoires, pour mieux voir le bruit impulsionnel présent sur chacune des images, et apprécier l'ampleur du lissage effectué.

Les figures 7 à 10 représentent les profils des luminances de la ligne 200 (l'image ayant une taille de (512×512)), sur chacune des images 5a à 5d. On remarque que le signal original est très bruité (fig. 7) et que le moyennage opéré lors de l'acquisition atténue bien le bruit mais ne fournit pas encore un signal parfait (fig. 8). Les filtres permettent une nette amélioration du signal, mais alors que le filtre de diffusion anisotropique tend à produire des marches constantes par morceaux (fig. 9), le filtre présenté offre une meilleure

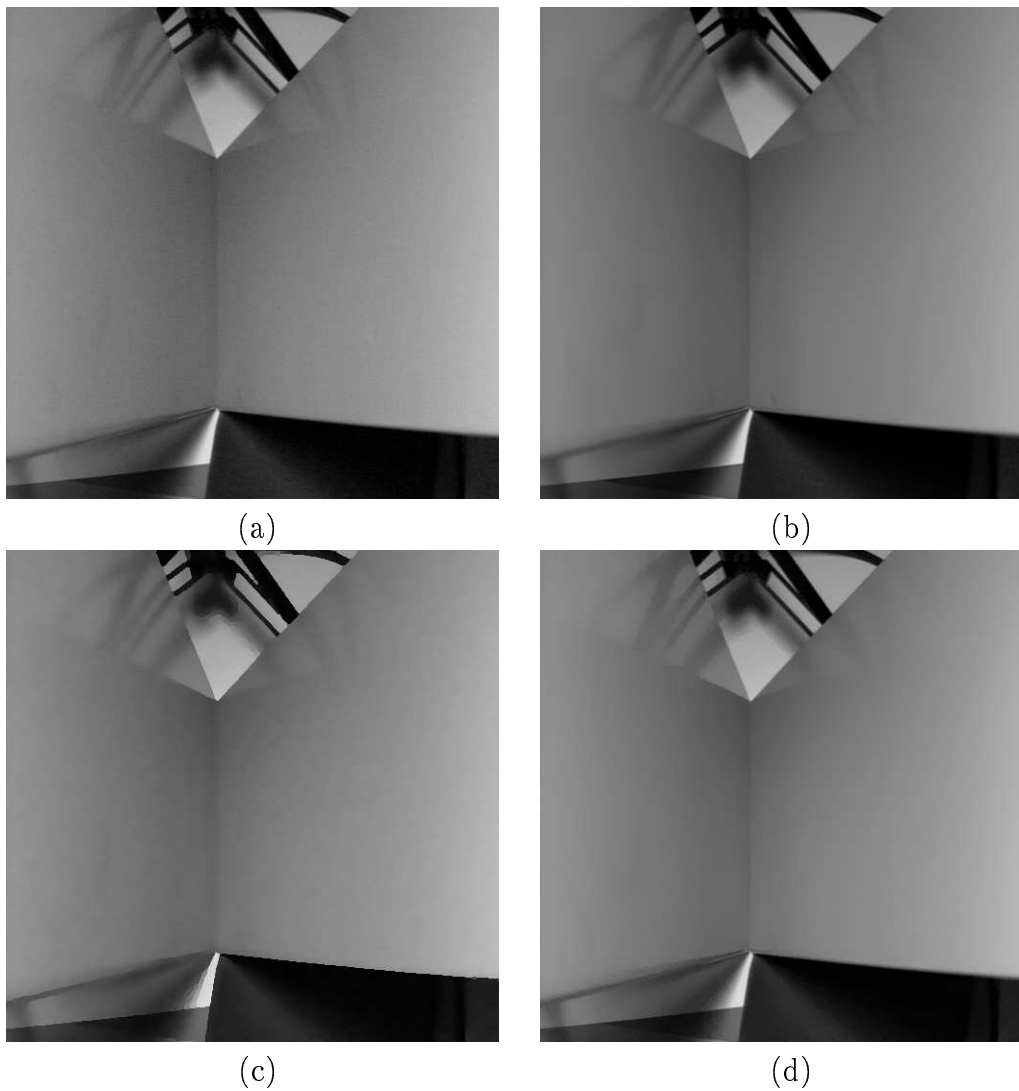


FIG. 5 - Scène bruitée à forts gradients. (a): image originale (b): moyenne de 50 images lors de l'acquisition (c): image lissée par un filtre de diffusion anisotropique classique (d): image lissée par le filtre présenté.

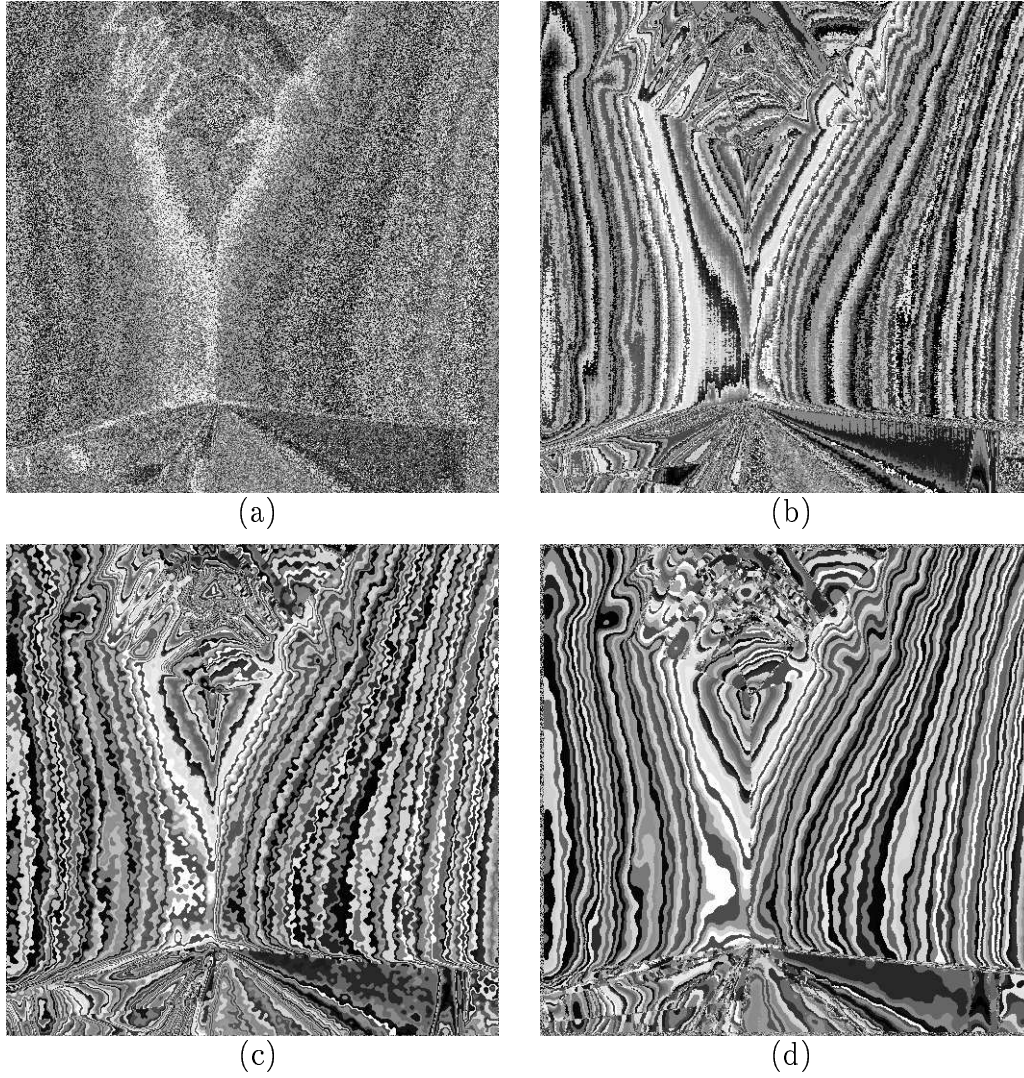


FIG. 6 - *Visualisation des images de la figure 5 à l'aide d'une palette de couleurs aléatoires.*

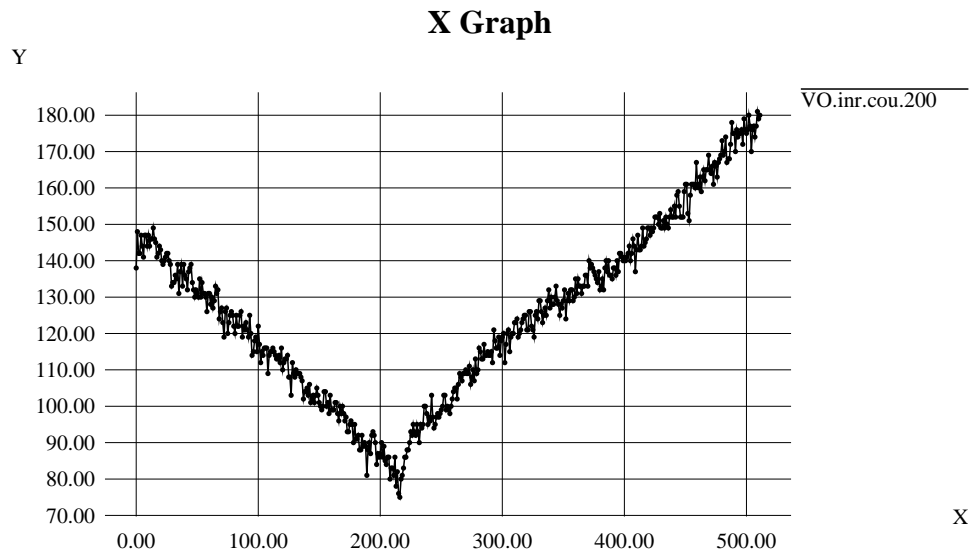


FIG. 7 - Profil des luminances de la ligne 200 de l'image 5a.

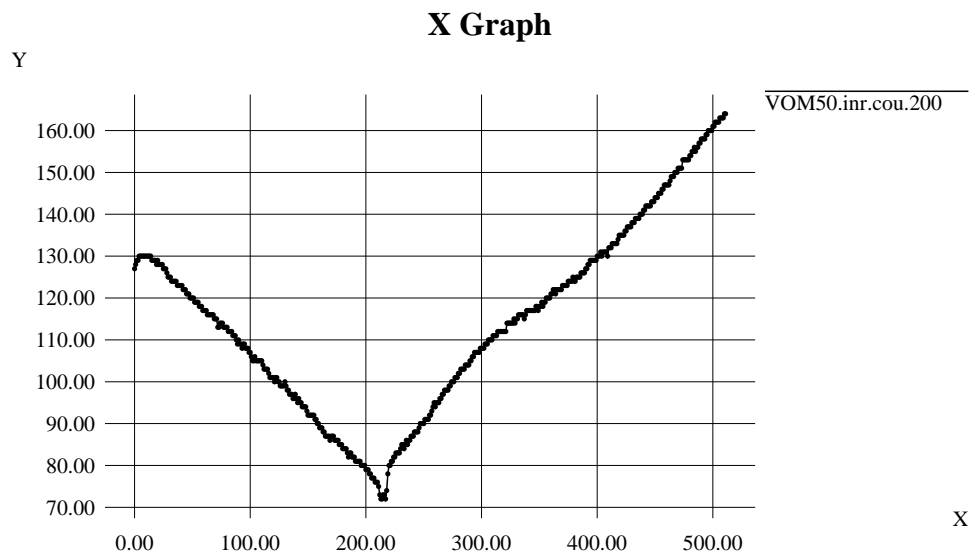


FIG. 8 - Profil des luminances de la ligne 200 de l'image 5b.

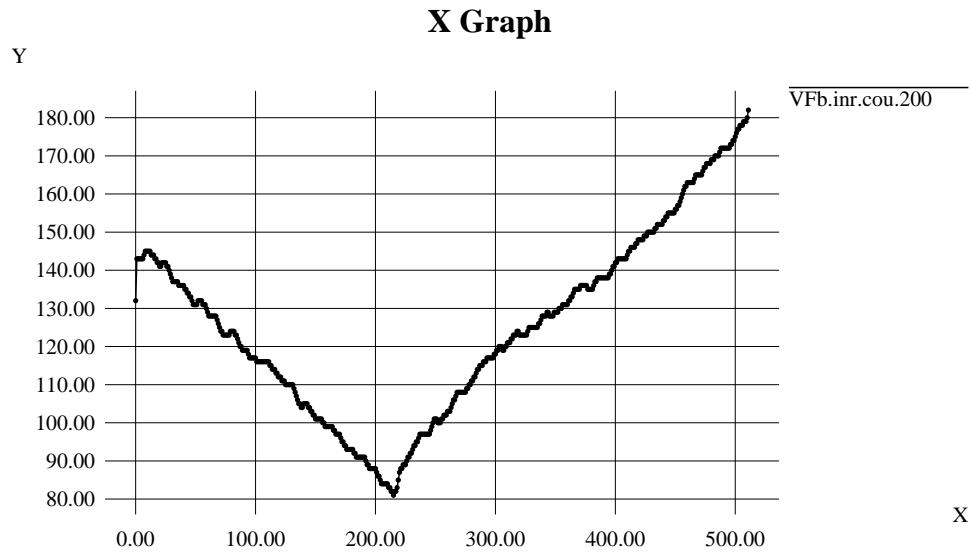


FIG. 9 - Profil des luminances de la ligne 200 de l'image 5c.

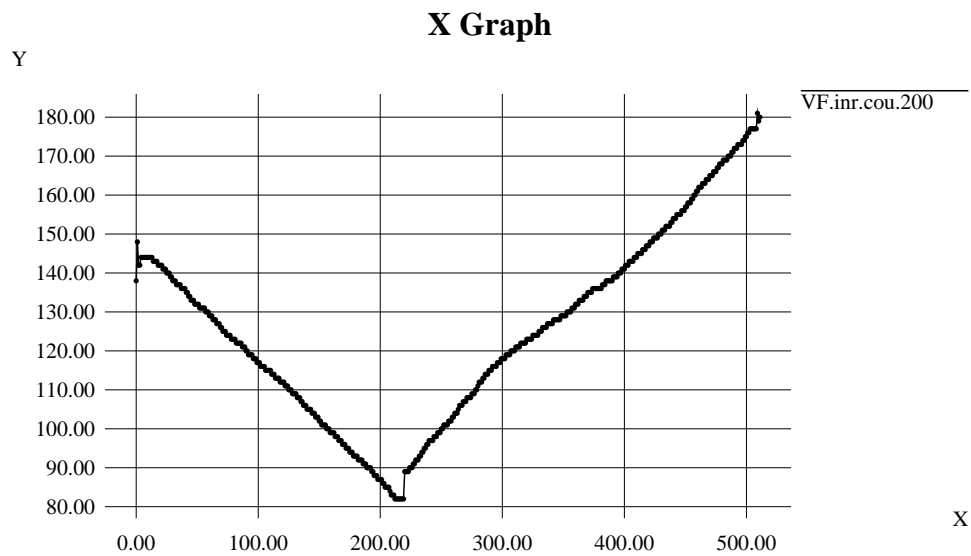


FIG. 10 - Profil des luminances de la ligne 200 de l'image 5d.

continuité de lissage, tout en respectant la discontinuité significative entre les deux pentes (fig. 10), et en donnant même un meilleur résultat que le moyennage lors de l'acquisition (fig. 8).

6 Conclusion

Le lissage présenté dans ce document est dérivé d'une méthode de classification développée par Wong. Cette nouvelle technique est fondée sur le principe du maximum d'entropie et incorpore des notions de filtrage multi-échelle.

Nous avons introduit la notion de généralisation multi-échelle des filtres de diffusion anisotropique, dont le filtre développé est un exemple.

Par rapport aux filtres de diffusion anisotropique classiques [Per90, Sai91], il présente des capacités de lissage intéressante, comme la conservation attendue des détails et des contours, et surtout un lissage intra-région plus continu, évitant l'écueil des marches d'escalier ou des mosaïques.

Références

- [Asa81] **T. Asano, N. Yokoya**, *Image segmentation scheme for low level computer vision*. Pattern Recognition, 1981
- [Chi83] **R. T. Chin, C. L. Yeh**, *Quantitative Evaluation of Some Edge-Preserving Noise-Smoothing Techniques*. CVGIP 23, pp 67-91, 1983
- [Dav78] **L. S. Davis, A. Rosenfeld**, *Noise cleaning by iterated local averaging*. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol. SMC-8, pp 705-710, 1978
- [Har87] **D. Harwood, M. Subbarao, H. Hakalahti, L. Davis**, *A new class of edge-preserving smoothing filters*. Pattern Recognition Letters, 6, pp 155-162, 1987
- [Imm91] **M. Imme**, *A Noise Peak Elimination Filter*. CVGIP: Graphic, Models and Image Processing, vol. 53, No. 2, pp 204-211, 1991
- [Jay57] **E. T. Jaynes**, *Information theory and statistical mechanics I*. Phy. Rev., vol 106, pp 620-630, 1957
- [Lev77] **A. Lev, S. W. Zucker, A. Rosenfeld**, *Iterative Enhancement of Noisy Images*. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol. SMC-7, pp 435-442, 1977

- [Nag79] **M. Nagao, T. Matsuyama**, *Edge Preserving Smoothing*. Computer Graphics and Image Processing, 9, pp 394-407, 1979
- [Pap91] **A. Papoulis**, *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*. Mac Graw Hill, third Edition, 1991
- [Per90] **P. Perona, J. Malik**, *Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion*. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-12, No 7, pp 629-639, 1990
- [Sai91] **P. Saint-Marc, J. S. Chen, G. Médioni**, *Adaptative Smoothing: A General Tool for Early Vision*. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-13, N. 6, pp 514-529, 1991
- [Ser93] **V. Serfaty, A. Ackah-Miezan, E. Lutton, A. Gagalowicz**, *Towards a "Visual" Model for Robot Vision: From Wire-Frame to Photometric Representation*. Proc. of IMAGE'COM93, 23-25 mars, Bordeaux, France, pp 255-260, 1993
- [Wit83] **A. P. Witkin**, *Scale-space filtering*. Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence, Karlsruhe, West Germany, pp 1019-1022, 1983
- [Won93] **Y. F. Wong**, *Clustering Data by Melting*. Neural Computation, 5, pp 89-104, 1993



Unité de recherche INRIA Lorraine, Technôpole de Nancy-Brabois, Campus scientifique,
615 rue de Jardin Botanique, BP 101, 54600 VILLERS LÈS NANCY
Unité de recherche INRIA Rennes, IRISA, Campus universitaire de Beaulieu, 35042 RENNES Cedex
Unité de recherche INRIA Rhône-Alpes, 46 avenue Félix Viallet, 38031 GRENoble Cedex 1
Unité de recherche INRIA Rocquencourt, Domaine de Voluceau, Rocquencourt, BP 105, 78153 LE CHESNAY Cedex
Unité de recherche INRIA Sophia-Antipolis, 2004 route des Lucioles, BP 93, 06902 SOPHIA-ANTIPOLIS Cedex

Éditeur

INRIA, Domaine de Voluceau, Rocquencourt, BP 105, 78153 LE CHESNAY Cedex (France)

ISSN 0249-6399