

Lissage adaptatif pour l'amélioration d'image

Adaptive Smoothing for Enhancing Images

par Bruno Migeon ^{◦*}, Véronique Serfaty ^{◦†} et Monika Gorkani ^{◦‡}

[◦] *Projet SYNTIM - INRIA Institut National de la Recherche en Informatique et en Automatique Rocquencourt - 78 153 Le Chesnay cedex*

^{*} *Laboratoire Vision et Robotique - 63, av. de Lattre de Tassigny - 18 020 Bourges cedex*

[†] *Laboratoire Système de Perception CREA / SP-DRET/ETCA Etablissement Technique Central de l'Armement - 94 114 Arcueil cedex*

[‡] *IBM Almaden Research Center - 650 Harry Road, San Jose, CA 95120 - 6099 (USA)*

Résumé

Cet article présente un nouveau filtre de prétraitement d'image, de la famille des filtres EPSF («Edge Preserving Smoothing Filters»). Il est dérivé d'une récente méthode de classification, basée sur la théorie de l'information et la mécanique statistique, développée par Y.F. Wong [19]. Il permet d'atténuer le bruit en opérant un très bon lissage intra-région, tout en rehaussant les bords flous entre les régions, comme le font les filtres basés sur le principe de la diffusion anisotrope. En revanche, contrairement à ces derniers qui ont pour inconvénient 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 anisotrope multi-échelle.

Mots clés : Traitement d'image, Amélioration d'image, Lissage, Entropie, Diffusion anisotrope multi-échelle

Abstract

We present a new filter for image enhancement belonging to the family of the Edge Preserving Smoothing Filtering (EPSF). The proposed filter comes from a recent clustering method based on information theory and statistical mechanics developed by Y.F. Wong [19]. Its effect is to attenuate noise by smoothing the image within homogeneous regions while it enhances the contrast at their boundaries as anisotropic diffusion filters do. However, this filter performs a more continuous smoothing than anisotropic diffusion filtering which usually produce piecewise constant surfaces. Actually, we show that it is related to a multi-scale anisotropic diffusion process.

Key words : Image Processing, Image Enhancement, Smoothing, Entropy, Multi-Scale 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) [4, 7], ont été développées suivant de multiples approches [10, 5, 12, 2, 8].

Cependant, la distinction 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 introduite par Witkin [18].

Aussi, plus récemment, un certain nombre de filtres utilisant cette notion d'échelle a vu le jour, et notamment les filtres basés sur la diffusion anisotrope [14, 15]. Ils utilisent un paramètre d'échelle, ce qui permet d'adapter le lissage au niveau de description souhaité de l'image, tout en rehaussant 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 [15], ce qui peut être gênant dans certaines applications.

Nous présentons ici un filtre dérivé d'une récente méthode de classification introduite par Y.F. Wong [19], basée sur la théorie de l'information et la mécanique statistique. Tout comme les filtres de diffusion anisotrope, il lisse amplement le bruit et préserve les bords, mais en complément, il offre une très bonne continuité du lissage, ce qui permet d'éviter l'écueil des « marches d'escalier » et de l'effet de « mosaïques ».

Enfin, nous introduisons la notion de lissage par diffusion anisotrope multi-échelle et montrons que le filtre développé s'y insère.

2. Principe du filtre développé

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* [18]. 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.

Cette 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 [9, 13].

L'indépendance des classes introduite par Y. Wong [19] 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 » de classe.

Soit $P(z_i)$ la contribution de z_i vis-à-vis de la classe z . En maximisant l'entropie H :

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

sous la contrainte

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

on obtient [13] :

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

Pour faire le lien avec la thermodynamique, Wong définit « l'énergie libre » F : $F = -\frac{1}{\gamma} \log Z$

Or, 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 [19], 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 $z = \frac{\sum_i z_i e^{-\gamma(z_i - z)^2}}{\sum_i e^{-\gamma(z_i - z)^2}}$, qui est bien l'équation qu'utilise Y-F. Wong dans [19] et où γ est un paramètre d'échelle.

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 (d_p) et spectrale (d_l)¹, 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 :

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

Les deux variables notées α et β sont deux paramètres d'échelle respectivement liés aux distances *spatiale* (d_p) et *spectrale* (d_l)

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 :

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

Si l'on appliquait directement ce schéma dans le cas d'une image, toute donnée devrait être théoriquement prise en compte dans le traitement de n'importe quel point.

Mais sur une image, il devient 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. Aussi, en pratique, pour le calcul du pixel courant, seul son voisinage immédiat intervient dans le calcul de la nouvelle valeur à lui affecter; techniquement, on utilise un masque de convolution de taille $(2n + 1) \times (2n + 1)$ où la variable n est donc un paramètre de troncature du filtre spatial (cf. figure [1]).

Ainsi, soient I^t l'image à filtrer, α et β les deux paramètres d'échelle déterminés par l'utilisateur et $(2n + 1) \times (2n + 1)$ la

1. les indices p et l sont mis pour « position » et « luminance ».

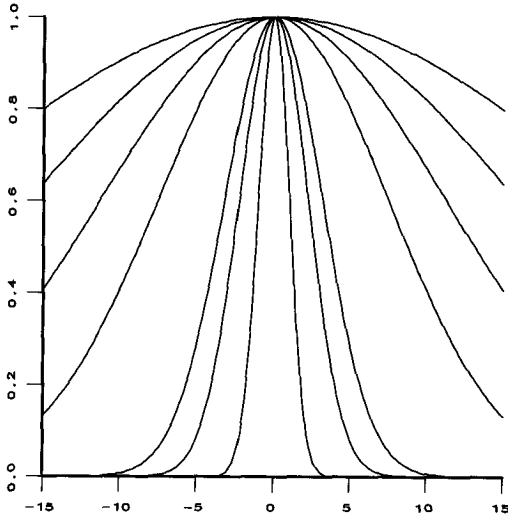


Figure 1. – Influence du paramètre d'échelle α ($10^{-5} \leq \alpha \leq 1.$) et effet de troncature de la variable n ($[0, 15]$)

taille du voisinage, le filtre que nous avons développé s'utilise de façon itérative et s'exprime comme suit :

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

avec :

$$\begin{aligned} N^t(x, y) &= \sum_{i=-n}^{+n} \sum_{j=-n}^{+n} \theta_{ij} \delta_{ij}^t(x, y) \\ \theta_{ij} &= e^{-\alpha (i^2 + j^2)} \\ \delta_{ij}^t(x, y) &= e^{-\beta (I_{ij}^t(x, y) - I^t(x, y))^2} \end{aligned}$$

et la notation

$$I_{ij}^t(x, y) = I^t(x + i, y + j)$$

La particularité de ce filtre réside dans ses deux paramètres d'échelle α et β . Le premier est lié à la notion de distance spatiale (norme L^2 entre les coordonnées pixels) et permet de pondérer la contribution d'un pixel du voisinage local en fonction de sa distance au pixel traité (« confiance spatiale »). Tandis que le second β , lié à la notion de distance spectrale (norme entre intensités) permet de pondérer l'information apportée par un pixel voisin en fonction de sa propre valeur, au regard de l'intensité du pixel traité (« confiance spectrale »).

L'importance du lissage dépend conjointement des valeurs affectées aux paramètres α et β . Les choix effectués pour α et β influent sur les coefficients des noyaux de convolution utilisés. Les figures respectivement notées par [1] et [2] illustrent différents domaines de variation de ces deux paramètres d'échelle.

Plus la valeur de β est grande, moins le lissage est important, et à l'inverse, plus β est faible, plus le lissage est important. En fait, la valeur de β induit un niveau de description (échelle) directement lié à une « hauteur de marche » significative au-delà de laquelle on interdit le lissage (les poids affectés aux pixels sont nuls ou presque nuls). Ainsi, toute discontinuité d'amplitude inférieure à ce seuil, est pour cette échelle donnée, assimilée à du bruit et éliminée par le lissage. A l'inverse, toute transition d'amplitude supérieure est préservée. Différents comportements d'adaptation au contexte local peuvent être modulés selon la valeur du paramètre β : la transition peut être plus (cf. figures [2.(c-d)]) ou moins (cf. figures [2.(a-b)]) brusque autour du seuil lié au choix de β .

On notera sur les figures [2.(c-d)] les pentes abruptes et la présence d'un plateau constant (les poids sont nuls) pour une gamme de discontinuités importantes, et un lissage plus « modéré » sur les figures [2.(a-b)] où la transition est moins brutale et plus continue.

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 (cf. figure [1]) : les poids affectés aux voisins sont plus ou moins importants. On remarquera que le choix de n permet de ne sélectionner qu'un nombre plus ou moins restreint de pixels impliqués dans le moyennage pondéré réalisé.

3. Lien entre lissage et diffusion

Tout processus de lissage par convolution, mené de façon itérative est lié à la notion de diffusion. Dans cette section, nous rappelons dans un premier temps, les notions de filtrage par diffusion isotrope et anisotrope et dans un deuxième temps, nous introduisons la notion de filtrage anisotrope multi-échelle; enfin nous montrons que le filtre décrit ci-dessus s'insère dans cette famille.

3.1. DIFFUSION ISOTROPE

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 isotrope 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.

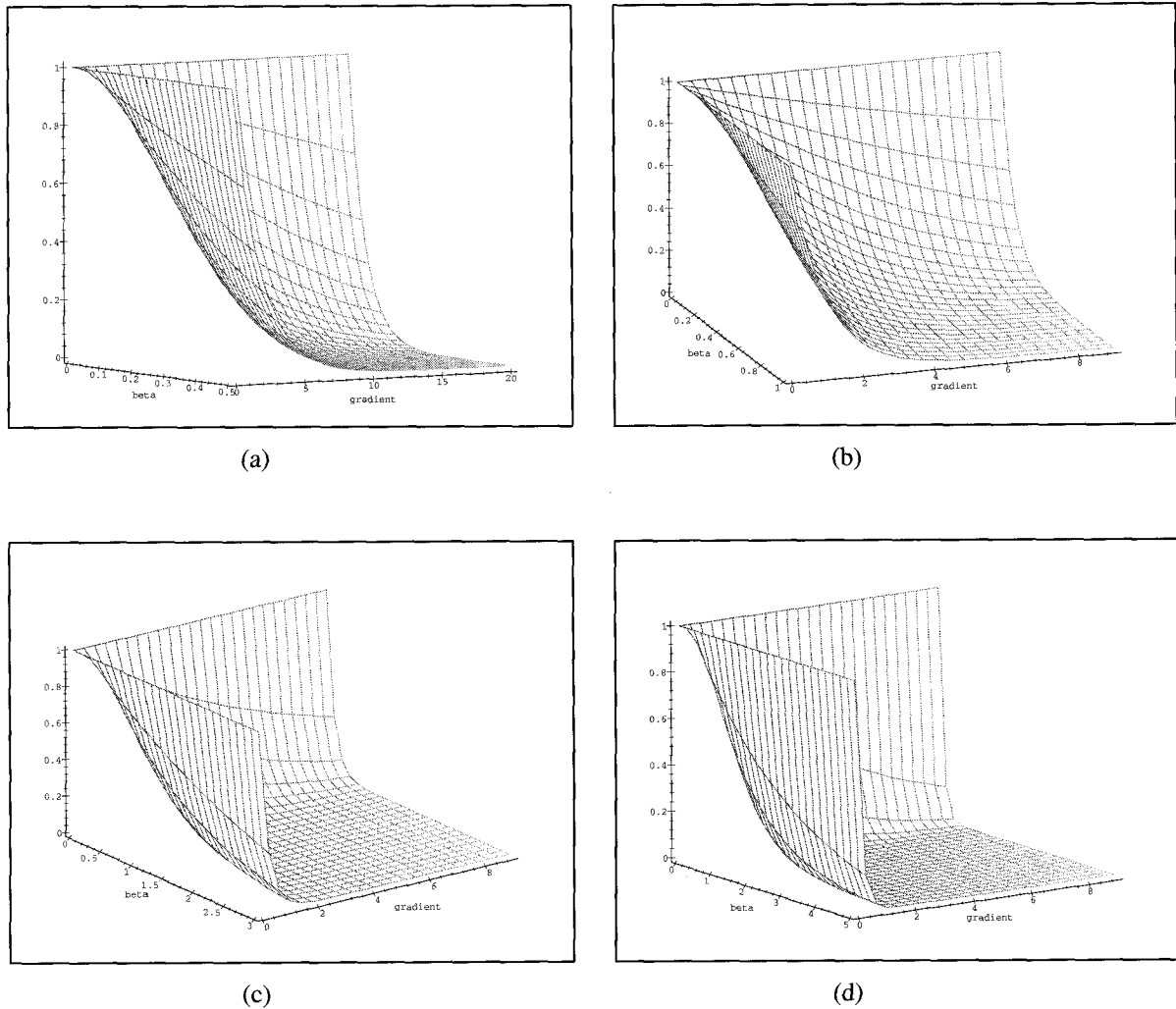


Figure 2. – Influence du paramètre d'échelle β en fonction des discontinuités locales ($|g|$). (a) $\beta \leq 0.5$ et $|g| \leq 20$. (b) $\beta \leq 1$. et $|g| \leq 8$. (c) $\beta \leq 3$. et $|g| \leq 8$ (d) $\beta \leq 5$. et $|g| \leq 8$

3.2. DIFFUSION ANISOTROPE

Dès lors que les coefficients ne sont plus constants, mais dépendent de la position et du temps, le filtre perd son caractère isotrope. Ph. Saint-Marc & al. [15] ont montré que cela revenait à implanter une approximation discrète d'un processus de diffusion anisotrope, comme l'ont proposé Perona et Malik [14] :

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

∇ désignant l'opérateur Gradient.

Les filtres basés sur le principe de diffusion anisotrope visent à lisser d'autant plus qu'il s'agit d'une même région, et de diminuer, voire interdire le lissage lorsqu'on se situe sur une discontinuité importante, relative à une frontière de région ou un contour significatif.

Pour cela, ils consistent à effectuer de façon itérative, une convolution avec un masque (3×3), où chaque coefficient c^t est une valeur mesurant la continuité du signal en chaque point (i.e. l'homogénéité de son voisinage). Chaque c^t est estimé 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 anisotrope utilisent une fonction exponentielle décroissante pour la fonction f , et l'amplitude du gradient $|\nabla I|$ comme mesure de la discontinuité en chaque point; ainsi le coefficient $c^t(x, y)$ est souvent exprimé d'une manière générale par :

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

3.3. DIFFUSION ANISOTROPE MULTI-ÉCHELLE

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 x et du temps t :

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

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

De la façon similaire à [15], on peut réécrire (7) :

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

or

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

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

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

En notant par $[\Phi]_i$ un schéma de discrétisation de Φ à l'échelle i , et en posant le schéma suivant :

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

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 anisotrope à n échelles différentes, d'où le nom de « diffusion anisotrope multi-échelle ». 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 anisotrope multi-échelle 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_p^t et c_l^t liés respectivement aux notions de distances spatiale d_p et spectrale d_l . Ces deux coefficients c_l^t et c_p^t sont définis à l'aide de fonctions monotones décroissantes $f_p(d_p^t(x, y))$ et $f_l(d_l^t(x, y))$ telles que $f(0) = 1$ et $f(d^t(x, y)) \rightarrow 0$ quand $d^t(x, y)$ croît. On peut exprimer ces coefficients sous la forme générale suivante :

$$c_p^t(x, y) = e^{-\alpha[d_p^t(x, y)]^2} \quad \text{et} \quad c_l^t(x, y) = e^{-\beta[d_l^t(x, y)]^2}$$

Le lissage basé sur le principe du maximum d'entropie que nous avons présenté s'inscrit dans ce cadre de filtrage par diffusion anisotrope multi-échelle, puisque chaque coefficient c^t est égal à $c_p^t \times c_l^t$ avec $c_p^t = \theta_{ij}$ et $c_l^t = \delta_{ij}^t$ tels que définis à l'équation (5).

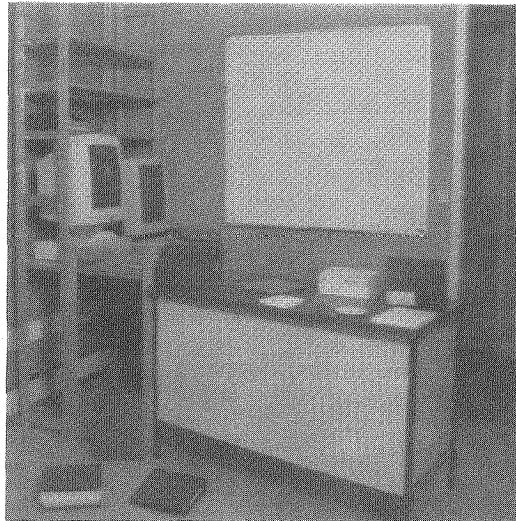
Il est important de noter que α et β sont les seuls paramètres d'échelle. En effet, n n'est pas un paramètre d'échelle en soi, il s'agit d'un paramètre de troncature (cf. figure [1]); il signifie simplement que n échelles contribuent au lissage. Plus n est grand, plus le nombre de voisins éloignés pris en compte est grand et plus l'amplitude de lissage est importante. Le paramètre α est le seul véritable paramètre d'échelle lié à la notion de distance spatiale : il pondère en fait l'information apportée par chacune des n échelles.

4. Résultats

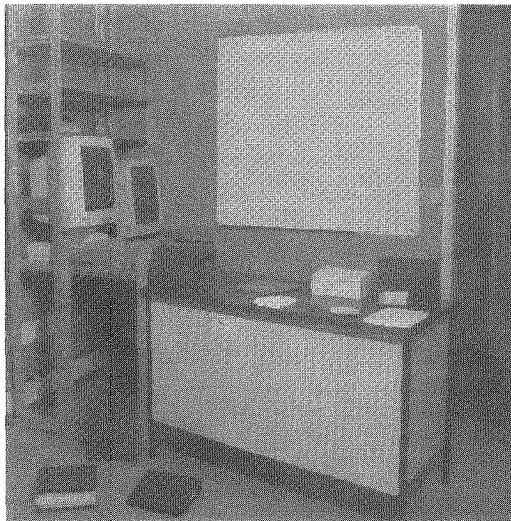
Liés respectivement aux notions de distances spatiale et spectrale, les paramètres d'échelle α et β ne peuvent guère être choisis que de façon expérimentale pour une image donnée. Néanmoins on a toutefois une idée du comportement analytique de chacun d'entre eux (figures [1] et [2]) et donc de leur influence. Par ailleurs, il convient de noter que la détermination et le choix adéquat des paramètres pour tout filtrage adaptatif d'images est un problème ouvert auquel beaucoup s'intéressent actuellement (citons entre autres [3, 6]).

A un niveau de description donné, correspondant à une échelle directement induite par les choix de α et β , ce filtre permet d'éliminer le bruit, de préserver les bords et de ne pas trop dégrader les angles; il permet même de rehausser 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 [15]. Les images qui suivent illustrent ce propos.

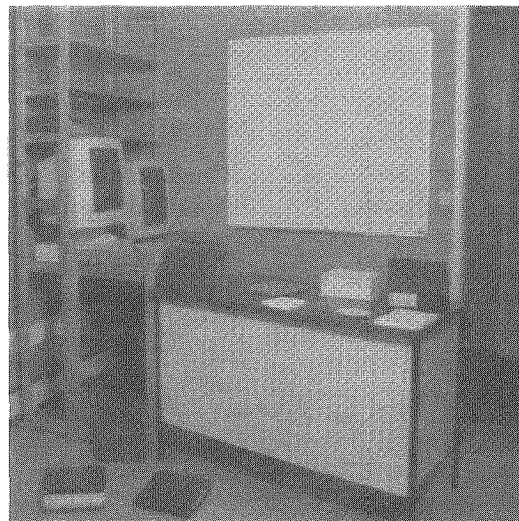
La figure [3] représente l'image originale (512×512) d'une scène de bureau (figure [3.(a)]), l'image lissée par un filtre de diffusion anisotrope classique (figure [3.(b)]), et l'image lissée par le filtre que nous avons développé. L'image de la figure [3.(b)] a été obtenue à l'aide du filtre proposé par Saint-Marc [15], avec pour paramètre d'échelle $k = 5$, tandis que l'image [3.(c)] a été calculée à l'aide de notre filtre avec un masque de taille (25×25)



(a)



(b)



(c)

Figure 3. – Scène de bureau. (a) : Image originale (b) : Image lissée par un filtre de diffusion anisotrope classique (c) : Image lissée par le filtre présenté.

et $\alpha = 0.1$ et $\beta = 0.1$. 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 [4] représente les contours des images de la figure [3] extraits par le détecteur de Canny-Deriche sans post-traitement. Ces illustrations permettent de voir à quel point les gradients de l'image originale sont inexploitablement car très bruités (figure [4.(a)] - bruit impulsionnel assez intense), alors que ceux de l'image filtrée (figure [4.(c)]) sont bien restaurés. A titre de comparaison entre les figures [4.(b)] et [4.(c)] on peut relever que des motifs plus structurés sont déjà mieux perceptibles : ces effets sont particulièrement visibles sur les grandes facettes telles que le tableau, la face avant du bureau, voire sur les murs et le sol. Ces structures quasi-elliptiques sont les premiers éléments

discernables de régions d'iso-luminance très caractéristiques pour une analyse photométrique [16, 1].

La figure [5] montre une scène réelle à forts gradients, relativement bruitée, construite à partir de structures géométriques afin d'évaluer le comportement du filtre sur des primitives contours et angles (arêtes, coins). Les figures [5.(a)], [5.(b)], [5.(c)] et [5.(d)] représentent respectivement une image originale, une image obtenue par moyennage de 50 images de la même scène lors de l'acquisition, dans le but d'atténuer le bruit électronique du capteur, l'image originale lissée avec le filtre de diffusion anisotrope proposé par Saint-Marc (paramètre d'échelle $k = 5$), et l'image originale lissée avec le filtre présenté (masque de taille 9×9 , $\alpha = \beta = 0.1$). Comme précédemment, les deux dernières ima-

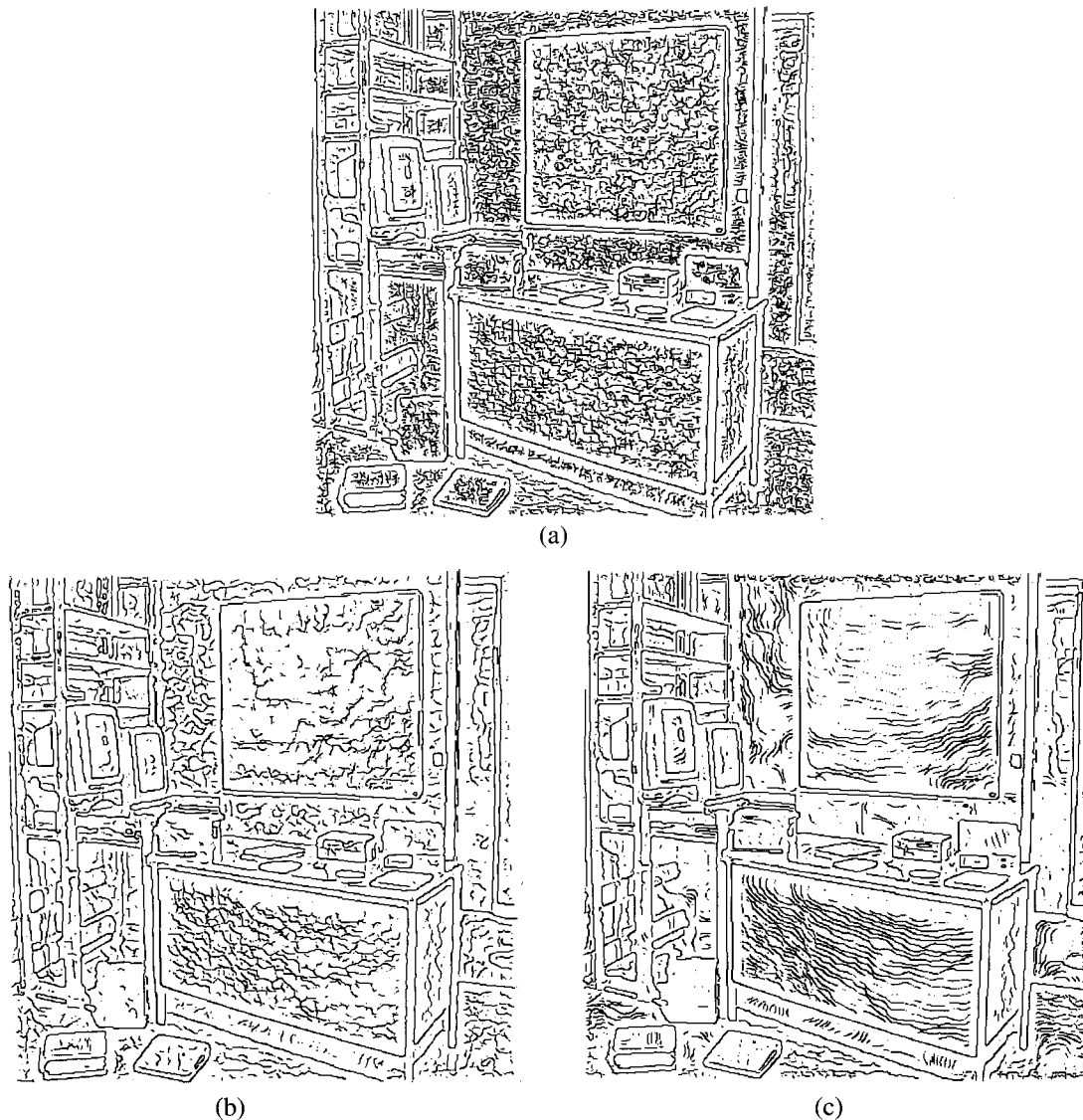


Figure 4. – Extraction des contours des images de la figure [3].

ges 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 %.

Les figures [6.(a-d)] représentent une portion extraite de l'image [5] visualisée sous la forme d'une surface 3D. Sur les figures [6.(c)] et [6.(d)] on notera les différences entre ces deux algorithmes de lissage adaptatif. Par rapport au résultat illustré en figure [6.(c)], le filtre présenté réalise, dans ce cas, un meilleur compromis entre un lissage intra-région satisfaisant (i.e. moins de perturbations sur des zones planaires) et une excellente conservation des transitions (contours abrupts) (cf. figure [6.(d)]).

Les figures [7] et [8] représentent les profils des luminances de la ligne 200 (l'image ayant une taille de 512×512), sur chacune des images [5.(a)] à [5.(d)]. On remarque que le signal original est très bruité (figure [7.(a)]) et que le moyennage opéré lors de l'ac-

quisition atténue bien le bruit mais ne fournit pas encore un signal parfait (figure [7.(b)]). Les filtres permettent une nette amélioration du signal, mais alors que le filtre de diffusion anisotrope classique tend à produire des marches constantes par morceaux (figure [8.(a)]), le filtre présenté offre une meilleure continuité de lissage, tout en respectant la discontinuité significative entre les deux pentes (figure [8.(b)]), et en donnant même un meilleur résultat que le moyennage lors de l'acquisition (figure [7.(b)]).

Le temps de calcul nécessaire au lissage par le filtre décrit dans cet article est évidemment fonction de la taille du masque choisi, donc de la variable n . Si $n = 1$ (voisinage 3×3), le temps d'exécution est assez semblable à celui des filtres de diffusion anisotrope classique comme celui de [15] : soit pour une image de 512×512 et un noyau (3×3) le temps d'exécution sur Sparc 10 est d'environ 20s par itération.

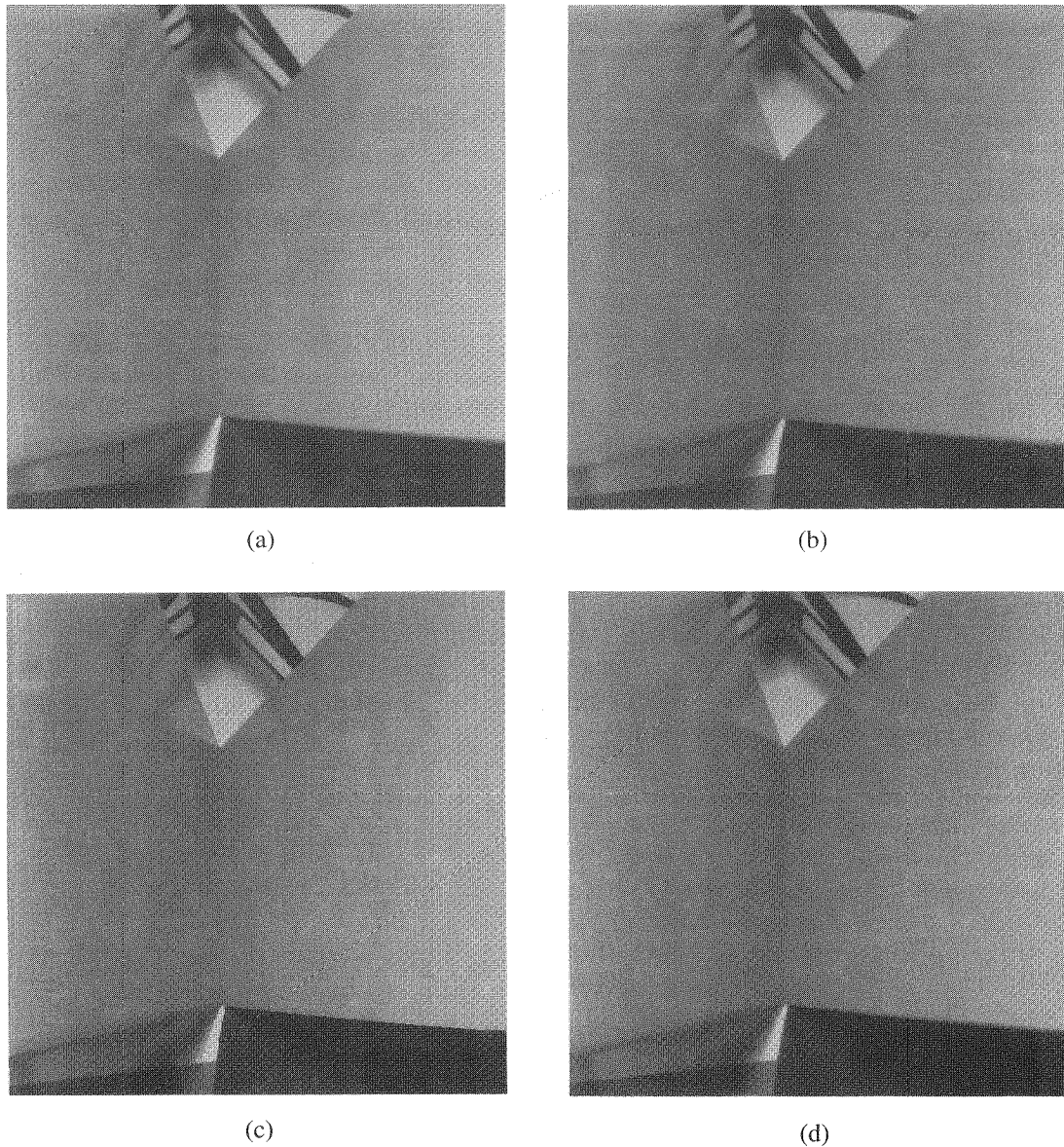


Figure 5. – Scène bruitée à forts gradients. (a) : Image originale (b) : Moyenne de 50 images lors de l'acquisition (c) : Image lissée par un filtre de diffusion anisotrope classique (d) : Image lissée par le filtre présenté.

Afin de profiter pleinement des possibilités offertes par le type de filtrage présenté, il convient de choisir des tailles de voisinage plus importantes ($n \geq 1$) au détriment d'un coût de traitement plus élevé : sur l'image (figure [5]) de 512×512 pixels avec un noyau de dimension (9×9) et $\alpha = \beta = 0.1$ une itération s'obtient en 2mn.

On peut donner à titre indicatif les temps de réponse² suivants sur station Sparc 10 avec $\alpha = \beta = 0.1$:

taille	noyau	iterations	temps
512*512	5*5	3	5 mn 39 s
512*512	9*9	1	2 mn
512*512	25*25	1	21 mn 6 s
256*256	5*5	3	1 mn 23 s
256*256	9*9	1	52 s
256*256	25*25	1	5 min 54s

2. Temps observés par l'utilisateur de 10 à 30% plus élevés que le temps CPU.

Néanmoins, cette catégorie de filtres étant fondée sur des convolutions, l'algorithme se prête bien à une implantation éventuelle sur une architecture parallèle (actuellement en cours sur machine KSR).

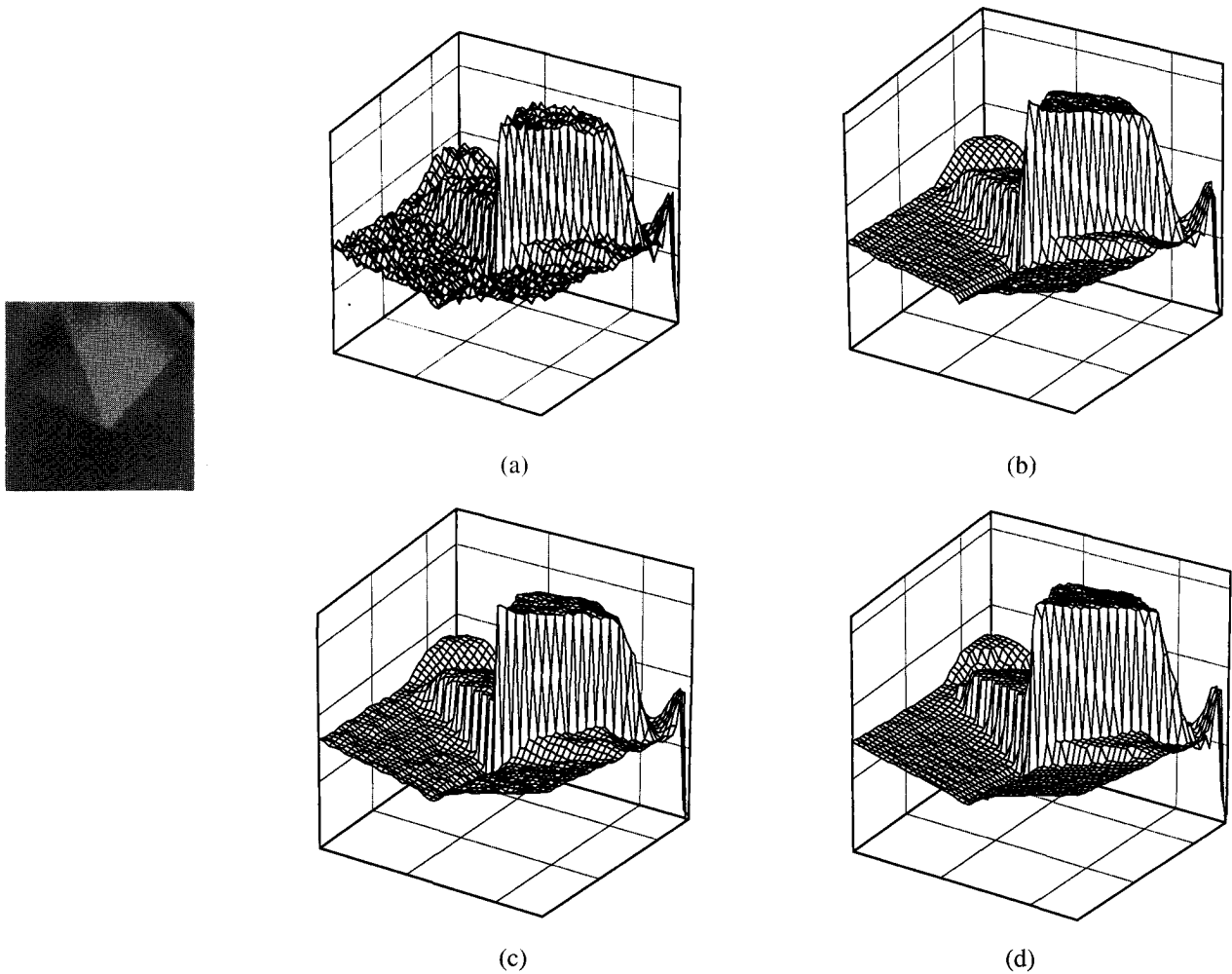


Figure 6. – Imagerie d'une structure anguleuse - Représentation 3D (a) Originale (b) : Moyennage de 50 images acquises (c) : Filtrage de diffusion anisotrope classique (d) : Lissage par le filtre présenté.

5. Conclusion

Le lissage présenté dans ce document est dérivé d'une méthode de classification développée par Wong [19]. 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 anisotrope, dont le filtre développé est un exemple.

Par rapport aux filtres de diffusion anisotrope classiques [14, 15], il présente des capacités de lissage intéressantes, 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.

Les quelques exemples fournis à titre illustratif ont permis de mettre en évidence les différentes capacités de ce type de filtrage. Ses qualités en font un outil de prétraitement efficace qui se prête

naturellement à une intégration dans une chaîne de traitement complète. Son utilisation peut faciliter les étapes ultérieures de segmentation en régions, détection de contour...

Ainsi, dans le cadre d'un processus de reconstruction et de reconnaissance de scènes tridimensionnelles, ce filtrage a été implanté – au même titre que d'autres filtres EPSF [11] – dans la chaîne des procédés d'analyse d'images [17]. En particulier, il permet d'améliorer les résultats d'analyse photométrique dans un cadre de segmentation en régions en vue de reconstruction géométrique et radiométrique de la scène observée ([16, 1]). L'analyse des gradients et des régions d'iso-luminance est extrêmement sensible au bruit et nécessite l'application d'un filtrage localement adaptatif afin de mettre en évidence ces zones d'iso-éclairage tout en respectant la continuité et la forme caractéristique des contours (courbures) et la raideur des transitions.

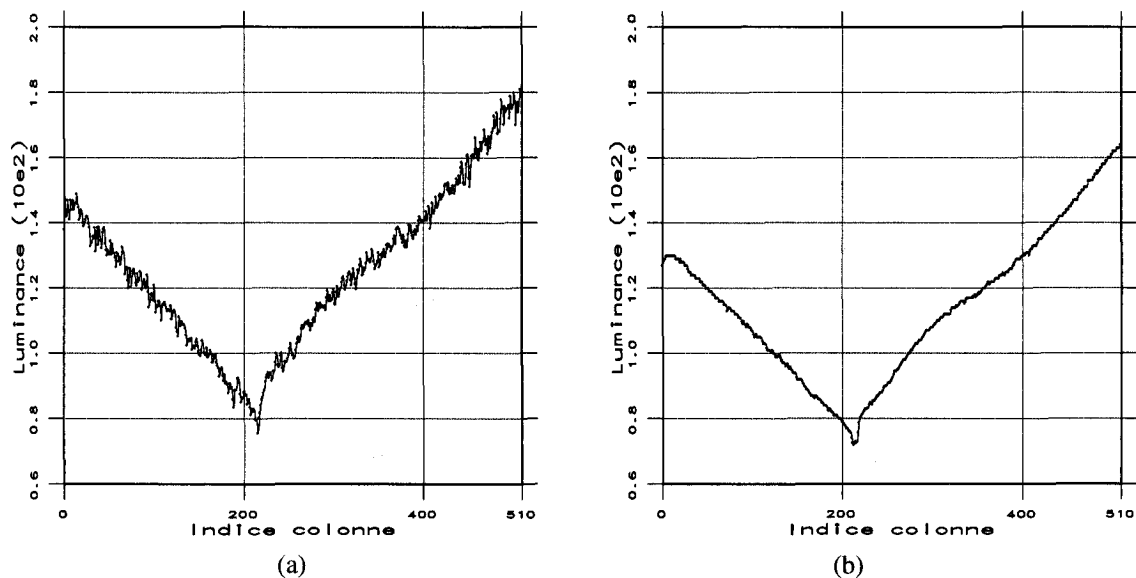


Figure 7. – Profils des luminances de la ligne 200 des images des figures [5.(a-b)]

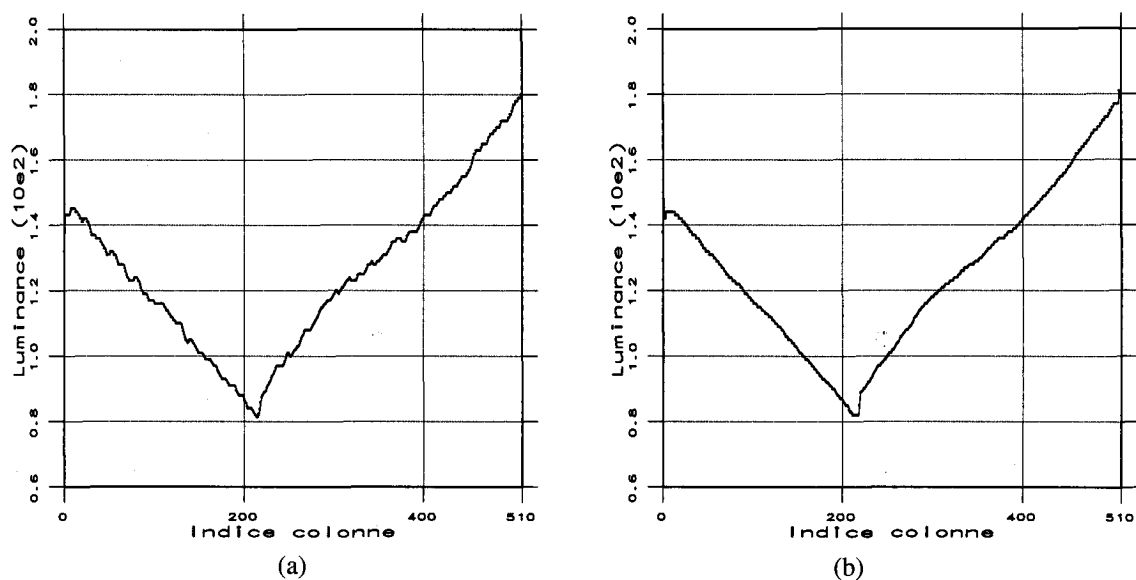


Figure 8. – Profils des luminances de la ligne 200 des images des figures [5.(c-d)]

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Andrew Ackah-Miezan. *Constitution d'une représentation synthétique d'une scène à partir d'images*. Thèse de doctorat, Univ. Paris IX Dauphine, 1995. à paraître.
- [2] T. Asano and N. Yokoya. Image segmentation scheme for low level computer vision. *Pattern Recognition*, 1981.
- [3] J. Bajla, M. Marusiak, and M. Sramek. Anisotropic filtering of MRI data based upon image gradient histogram. In *CAIP'93*, pages 90–97, 13–15 september 1993. Budapest.
- [4] R. T. Chin and C. L. Yeh. Quantitative evaluation of some edge-preserving noise-smoothing techniques. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 23 :67–91, 1983.
- [5] L. S. Davis and A. Rosenfeld. Noise cleaning by iterated local averaging. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 8 :705–710, 1978.
- [6] G. Gerig and al. Nonlinear anisotropic filtering of MRI data. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 11(2) :221–232, june 1992.
- [7] D. Harwood, M. Subbarao, H. Hakalahti, and L. Davis. A new class of edge-preserving smoothing filters. *Pattern Recognition Letters*, 6 :155–162, 1987.
- [8] M. Imme. A noise peak elimination filter. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 53(2) :204–211, 1991.
- [9] E. T. Jaynes. Information theory and statistical mechanics i. *Phy. Rev.*, 106 :620–630, 1957.
- [10] A. Lev, S. Zucker, and A. Rosenfeld. Iterative enhancement of noisy images. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 7 :435–442, 1977.
- [11] B. Migeon and V. Serfaty. Filtrage EPSF pour l'amélioration d'images. Rapport de recherche RR 1275, INRIA, janvier 1994.

- [12] M. Nagao and T. Matsuyama. Edge preserving smoothing. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 9 :394-407, 1979.
- [13] A. Papoulis. *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*. Mac Graw Hill, third edition, 1991.
- [14] P. Perona and J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7) :629-639, 1990.
- [15] P. Saint-Marc, J. S. Chen, and G. Médioni. Adaptive Smoothing : A General Tool for Early Vision. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6) :514-529, 1991.
- [16] V. Serfaty, A. Ackah-Miezan, E. Lutton, and A. Gagalowicz. Photometric Analysis as an aid to 3D Reconstruction of indoor scenes. In Ray & Sullivan, editor, *Image Modelling*, volume SPIE 1904, pages 196-207, San Jose (CA), 31 January - 4 February 1993.
- [17] Projet Syntim. Programme 4 Robotique, Image et Vision. Rapport d'activités, INRIA, 1993.
- [18] A. P. Witkin. Scale-space filtering. In *Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, pages 1019-1022, Karlsruhe (West Germany), 1983.
- [19] Yiu-Fai Wong. Clustering data by melting. *Neural Computation*, 5 :89-104, 1993.

Remerciements

Les auteurs remercient la Direction de la Recherche et de la Technologie (DRET) pour son soutien.

Ils remercient aussi vivement l'ensemble de l'équipe du projet SYNTIM dirigée par A. Gagalowicz et en particulier, J-Ph. Tarel et A. Ackah-Miezan pour leur aide et leur disponibilité.

Manuscrit reçu le 19 mai 1994.

LES AUTEURS

B. MIGEON



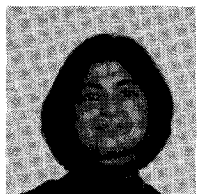
Né en 1967, Bruno Migeon a obtenu une Maîtrise de Sciences et Techniques en Mathématiques Appliquées à l'Université de Grenoble en 1989, le DEA en Signaux et Images à l'Université de Tours en 1990 et le doctorat en sciences à l'Université d'Orléans en 1993. Après avoir travaillé un an au projet SYNTIM de l'INRIA sur l'amélioration d'images par des techniques de lissage adaptatif, il est actuellement enseignant-chercheur au Laboratoire « Vision et Robotique » de Bourges. Ses travaux concernent le traitement d'image, essentiellement dans le domaine médical, son axe de recherche principal étant la reconstruction tomographique ultrasonore à partir d'images radiales et ses applications.

V. SERFATY



Véronique Serfaty est titulaire d'une Maîtrise de Mathématiques de Paris XI, d'un DEA en traitement algorithmique de l'information de Paris 6 et d'un Doctorat en sciences de Paris-XI. Sa thèse soutenue en 1991 avait pour thème la conception d'environnement dédié au traitement d'images axé sur la composition d'opérateurs génériques. Ingénieur de recherches à l'ETCA/CREA, elle est responsable des activités TI du laboratoire « Système de Perception » depuis 1987. Ses domaines de recherche comprennent l'analyse d'images et les systèmes d'interprétation à base de connaissances. Chercheur mis à la disposition de l'INRIA en 92-93, elle a participé aux recherches menées au projet SYNTIM, principalement sur l'analyse photométrique de scènes.

M. GORKANI



Monika Gorkani a obtenu son Master's of Science au « MIT Media Lab » sous la direction du Prof. R. Picard en 1993. Ses recherches sont axées sur l'analyse de textures et l'exploitation de leurs attributs pour des systèmes de requêtes dans des bases de données. M. Gorkani a ensuite rejoint le projet SYNTIM à l'INRIA où elle a mené des recherches sur l'appariement de modèles 3D avec des scènes réelles et l'introduction de la couleur dans des algorithmes de segmentation floue. En août 1994, elle a rejoint the IBM Almaden Research Center à San Jose (California).