

Préservation de thèmes cartographiques dans un espace multi-échelles par diffusion anisotropique.

Jean-Michel Benharrosh ^(1 2), Marc Berthod ⁽²⁾, Stéphane Houzelle ⁽¹⁾

⁽¹⁾AEROSPATIALE Espace et Défense
Service Performances et Applications de l'Imagerie
100, Bd. du Midi, B.P. 99, 06 322 Cannes la Bocca Cedex, France
☎ : (+33) (0)4 92 92 73 53 Fax : (+33) (0)4 92 92 76 60
E-mail : jean-michel.benharrosh@cannes.aerospatiale.fr

⁽²⁾INRIA Sophia-Antipolis
2004, Route des Lucioles, B.P. 93, 06 902 Sophia-Antipolis, France
☎ : (+33) (0)4 93 65 78 70 Fax : (+33) (0)4 93 65 76 33

RESUME

Cet article présente une méthode de filtrage adaptatif fondée sur le concept de diffusion anisotropique. Nous avons choisi une analogie électrique pour formuler cette théorie. Contrairement aux méthodes classiques de diffusion, le calcul de l'image diffusée à l'étape n dépend non seulement de l'image diffusée à l'étape $(n-1)$ mais aussi de l'image originale. Nous présentons dans une seconde partie, une étude de la relation existant entre les paramètres diffusifs et la résolution.

Les applications d'un tel travail sont : la compression adaptative et la génération de *Quick-Looks* adaptatifs.

ABSTRACT

This paper addresses the problem of adaptive filtering of images based on anisotropic diffusion. We have chosen an electrical analogy to formulate the theory of diffusion. In opposition to classical iterative anisotropic diffusion methods, the calculation of diffused image at step n not only depends on the diffused image at step $(n-1)$ but also on the original image. In a second part, we study of the resolution of the filtered image according to the filtering parameters.

This method can be applied for effective data compression or to generate adaptive Quick-Looks.

1. Introduction

Les images satellites ou aériennes, à très haute résolution offrent de par leur finesse de détails de nombreux avantages pour l'analyse d'images. En revanche, elles ne permettent pas d'appréhender une scène dans son ensemble, de connaître l'environnement général et de sélectionner rapidement des zones d'intérêt, ce qui est possible avec des images basse résolution. Pour produire de telles images (*quick look*), à partir d'images haute résolution, on se borne bien souvent à sous-échantillonner l'image haute résolution. Que l'on fasse une décimation (on prélève un point sur N) ou un sous-échantillonnage plus conforme aux exigences de la théorie du signal (on commence par filtrer l'image avant de ne conserver qu'un point sur N), le résultat obtenu est très peu apte à supporter une exploration d'ensemble de la scène : les structures ponctuelles et linéaires sont gommées et les textures sont modifiées, alors que ce sont précisément ces éléments qui sont utiles au photo-interprète pour se repérer dans l'image.

Cet article présente une méthode de dégradation de la résolution en vue de générer une image basse-résolution conservant, voire soulignant certains thèmes d'occupation du sol utiles à la structuration du paysage et au repérage de l'utilisateur. Ce problème est analogue à celui de la *généralisation cartographique*. En effet, dans ce cas, on cherche à préserver et afficher certaines informations

symboliques de manière lisible et pertinente dans une image à petite échelle, à partir de ces mêmes informations disponibles dans un fond cartographique à grande échelle.

2. Présentation de la méthode

La méthode de dégradation intelligente proposée est fondée sur le concept de diffusion anisotropique, concept qui a démontré depuis plusieurs années sa pertinence aussi bien comme technique de pré-traitement que comme fondement théorique de représentation multi-échelles.

La plupart des méthodes de diffusion anisotropique (Perona et Malik [PM90], Saint-Marc, Chen et Medioni [SMCM91]...) se fondent sur un processus itératif de diffusion. L'inconvénient de ces méthodes est que le calcul d'une image diffusée à une étape (n) dépend uniquement du calcul de cette même image diffusée à l'étape $(n-1)$. Ainsi, plus on diffuse, plus on perd l'information initiale : il y a une perte progressive de l'attache aux données. De plus, le filtrage étant non linéaire, il est très difficile d'estimer la résolution en chaque pixel de l'image diffusée. Notre méthode essaye de pallier ces inconvénients.

Elle est fondée sur un processus de diffusion en analogie avec un réseau électrique, analogie introduite par Falzon [FAL94]. Ce dernier présente une méthode d'analyse multi-échelle. Il montre qu'en se fondant sur une approche connexionniste, on peut définir un modèle discret qui conduit

à la construction d'une famille d'images dérivées d'une image initiale, et indexées par un paramètre d'échelle.

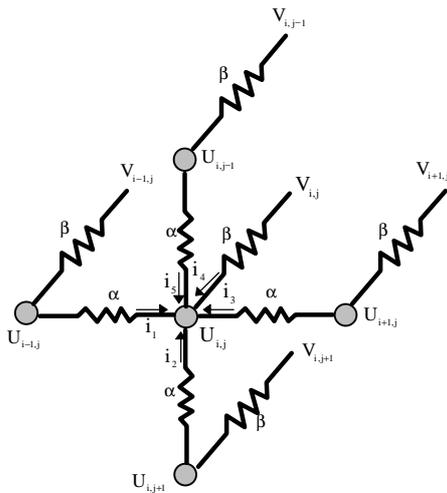


Figure 1 : Réseau électrique

Une manière naturelle pour établir un tel modèle, est celle qui conduit à une analogie du type électrique. On considère pour ce, le réseau défini sur la figure 1. Chaque noeud (i.e. pixel) du réseau (i.e. image) est connecté à ses voisins par l'intermédiaire de résistances α qui imposent une relation inter-noeuds.

Ce concept d'analogie électrique est lié au concept même de vision pré-attentive défini par les neurobiologistes. Les couches rétiniennes réagissant aux stimuli visuels de la même manière que le noeud d'un réseau électrique aux stimuli électriques [MAH91] [HER95], les neurobiologistes ont établi une correspondance entre le système visuel et un réseau électrique.

Si on applique au noeud (i,j) un potentiel $V_{(i,j)}$ via une résistance β et qu'on mesure aux points (i,j) les potentiels $U_{(i,j)}$ résultants, on peut écrire, d'après la loi de Kirchhoff, que la somme des courants entrant et sortant d'un noeud est nulle. Cela implique la relation suivante :

$$U_{i,j} = \frac{\alpha}{\alpha + 4\beta} V_{i,j} + \frac{\beta}{\alpha + 4\beta} (U_{i-1,j} + U_{i,j-1} + U_{i,j+1} + U_{i+1,j}) \quad \text{Eq. 1}$$

En terminologie « image », si $x_{i,j}$ ($=V_{i,j}$) désigne la valeur de la radiométrie au pixel (i,j) de l'image originale, et $y_{i,j}$ ($=U_{i,j}$) la valeur de la radiométrie au pixel (i,j) de l'image diffusée, l'équation précédente est équivalente à l'équation:

$$y_{i,j} = \frac{\alpha}{4\beta + \alpha} x_{i,j} + \frac{\beta}{4\beta + \alpha} \left(\sum_{k=i-1}^{i+1} y_{i,k} + \sum_{k=i-1}^{i+1} y_{k,j} \right) \quad \text{Eq. 2}$$

3. Rôle de α et β

Les coefficients α et β , positifs et non tous les deux nuls, désignent respectivement le coefficient de diffusion de l'image et le coefficient représentatif du poids d'attache aux données. Plus β est grand (résistance tendant vers l'infini), moins on garde l'attache aux données. De même, plus α est grand, moins on diffuse. Ainsi, lorsque α est très grand devant β l'attache aux données étant très forte, on ne lisse pratiquement pas l'image. C'est le contraire lorsque β est très grand devant α puisqu'on perd l'attache aux données.

Ainsi, en faisant varier de manière adaptative les valeurs de α et β (différentes en chaque pixel de l'image), on arrive à contrôler précisément le processus de diffusion.

Un des problèmes majeurs rencontrés dans les processus diffusifs est celui de la convergence. En effet, dans le cas d'une diffusion classique de type Saint-Marc, Chen et Medioni [SMCM91] ou Perona et Malik [PM90] il a été montré [ROU96] que ces modèles présentaient certaines limitations théoriques. En particulier, la convergence n'est pas toujours assurée. Nous avons montré que notre modèle convergeait. [BEN97]

La figure 2 présente les résultats obtenus avec notre méthode appliquée à la conservation du réseau routier. La figure 2.A représente une image aérienne dont la résolution est de 1m50. La figure 2.B constitue la vérité terrain utilisée pour le filtrage (saisie manuelle). La figure 2.C est l'image filtrée par notre méthode en prenant sur la vérité terrain $(\beta/\alpha)=0,01$ et $(\beta/\alpha)=30$ partout ailleurs. Le contexte est lissé alors que les routes sont préservées.

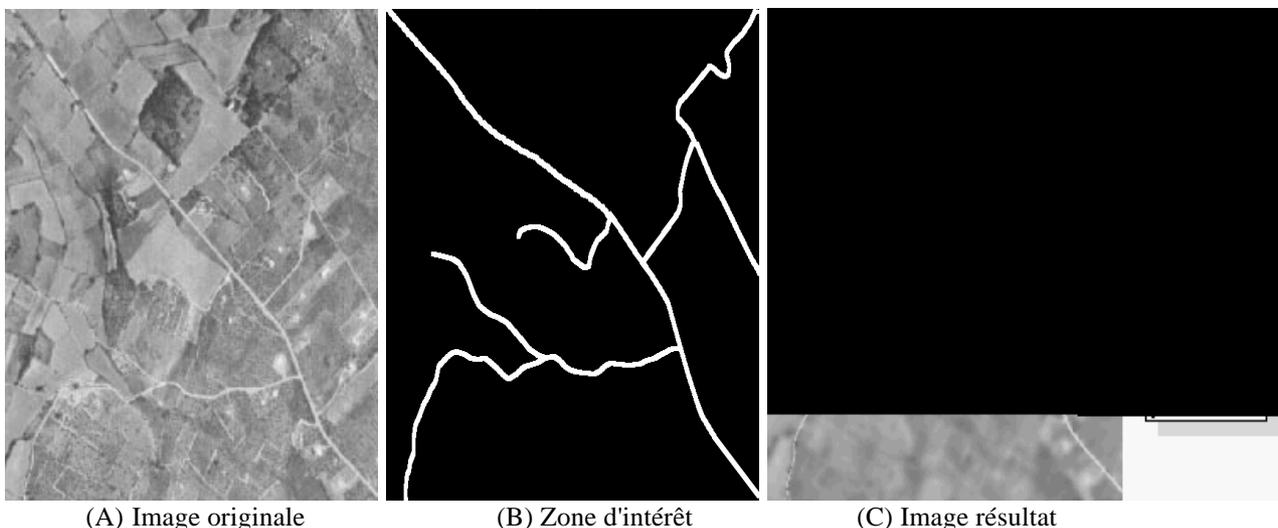


Figure 2 : Résultats

4. Relation entre les paramètres de diffusion et la résolution

Nous nous proposons à présent d'étudier s'il existe un lien entre les paramètres (α, β) et le pouvoir séparateur : la résolution. Pour définir une éventuelle relation il est souhaitable au préalable de préciser la définition de la résolution que nous avons adoptée. Nous définissons la notion de résolution comme étroitement liée à celle de *Fonction de Transfert de Modulation* (FTM). Après un bref rappel sur ces notions, nous mettrons en exergue la relation entre (α, β) et la résolution.

4.1 Rappels sur les notions de FTM et de résolution.

Un système imageur permet de passer d'une distribution de luminosité objet $O(x,y)$ à celle image $I(x,y)$. Cette relation objet-image s'exprime en fonction d'une réponse impulsionnelle R sous la forme :

$$I(x,y) = O(x,y) * R(x,y) \quad \text{Eq. 3}$$

En désignant par $TF(O(v_x, v_y))$ et $TF(I(v_x, v_y))$, les transformées de Fourier de $O(x,y)$ et $I(x,y)$ et par $TF(R(v_x, v_y))$ celle de $R(x,y)$, il vient :

$$TF(I(v_x, v_y)) = TF(O(v_x, v_y)) \cdot TF(R(v_x, v_y)) \quad \text{Eq. 4}$$

La *Fonction de Transfert de Modulation* du système imageur est alors définie de la manière suivante :

$$FTM(v_x, v_y) = \frac{|TF(R(v_x, v_y))|}{|TF(R(0,0))|} \quad \text{Eq. 5}$$

Physiquement, la FTM constitue la fonction d'atténuation des contrastes fréquence par fréquence.

Différents modèles sont utilisés pour représenter la FTM en fonction de la fréquence spatiale. Nous retiendrons celui le plus fréquemment utilisé, dont l'expression en 1D est la suivante :

$$FTM(v) = e^{-\lambda v} \cdot \text{Sinc}(\pi v) \quad \text{Eq. 6}$$

- $\text{Sinc}(a)$ désigne le sinus cardinal
- v est la fréquence normalisée

λ est un paramètre qui dépend des caractéristiques de l'instrument.

4.2 Lien entre FTM et résolution

De façon très générale, on peut considérer que la résolution est définie comme la distance minimale à partir de laquelle le système imageur peut séparer 2 cibles ponctuelles brillantes au sol. Par convention, on choisit de définir la résolution r d'une image, en fonction de la fréquence à laquelle la FTM vaut FTM_0 par la relation :

$$r = \frac{1}{2 \cdot \text{Fréquence}_{FTM_0}} \quad \text{Eq. 7}$$

où Fréquence_{FTM_0} désigne la fréquence à laquelle la FTM vaut FTM_0 .

Le choix de cette définition est en accord avec celui fait par les opticiens dans la conception de systèmes d'observation. On peut, en première approximation, fixer que la résolution est définie à la $FTM_0 = 0,2$ (en pratique on prend une valeur comprise entre 0,10 et 0,25). Cela signifie en fait que le rapport des contrastes entre l'image et l'objet à cette fréquence est égal à 0,2.

4.3 Relation entre (α, β) et la résolution

On se propose à présent de voir comment est modifiée la résolution de l'image initiale en fonction de (α, β) . L'équation 2 peut s'écrire de la façon suivante :

$$Y^{(n+1)} = c_1 X_0 + c_2 [H * Y^{(n)}] \quad \text{Eq. 8}$$

avec $c_1 = \frac{\alpha}{\alpha + 4\beta}$ et $c_2 = \frac{\beta}{\alpha + 4\beta}$; l'opérateur « * » désigne la convolution.

Si on passe dans le plan de Fourier, cette équation devient :

$$TF(Y^{(n+1)}) = c_1 TF(X_0) + c_2 [TF(H) \cdot TF(Y^{(n)})] \quad \text{Eq. 9}$$

où $TF(Y)$ désigne la transformée de Fourier de Y , $TF(X_0)$ la transformée de Fourier de l'image originale et $TF(H)$ la transformée de Fourier du filtre $H = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$.

Par récurrence, on montre que :

$$TF(Y)^{(n)} = \left[c_1 \cdot \frac{1 - c_2^n \cdot TF(H)^n}{1 - c_2 \cdot TF(H)} + c_2^n \cdot TF(H)^n \right] \cdot TF(X_0) = G \cdot TF(X_0) \quad \text{Eq. 10}$$

avec

$$TF(H(u, v)) = \sum_{l=-1}^1 \sum_{c=-1}^1 H(l, c) \cdot e^{-2i\pi(lu+cv)} = 2 \cdot \cos(2\pi u) + 2 \cdot \cos(2\pi v) = 4 \cdot \cos \pi(u+v) \cdot \cos \pi(u-v)$$

Par application du filtre G , la fonction $FTM(v)$ caractérisant l'image originale est modifiée en une fonction $FTM_{\alpha, \beta}(v)$ caractérisant l'image diffusée suivant la relation :

$$FTM_{\alpha, \beta}(v) = G(v) \cdot FTM(v) \quad \text{Eq. 11}$$

En se plaçant à iso-FTM (i.e. on considère que la résolution est toujours définie à une FTM_0 de 0,2), on peut en déduire la nouvelle résolution après dégradation en utilisant l'équation 11. Cette résolution est donnée par la valeur v_0 telle que :

$$FTM_{\alpha, \beta}(v_0) = FTM_0 \quad \text{Eq. 12}$$

soit $G(v_0).FTM(v_0) = FTM_0$ **Eq. 13**

Puisque la courbe $(FTM_{\alpha\beta}(v))$ est difficilement inversible de manière littérale, on va se servir directement des tracés de la courbe $f=(FTM_{\alpha\beta}(v))$ pour trouver la valeur de (v_0) et en déduire la nouvelle résolution r' en fonction de r et plus généralement en fonction du facteur de perte en résolution après dégradation en fonction de (β/α) .

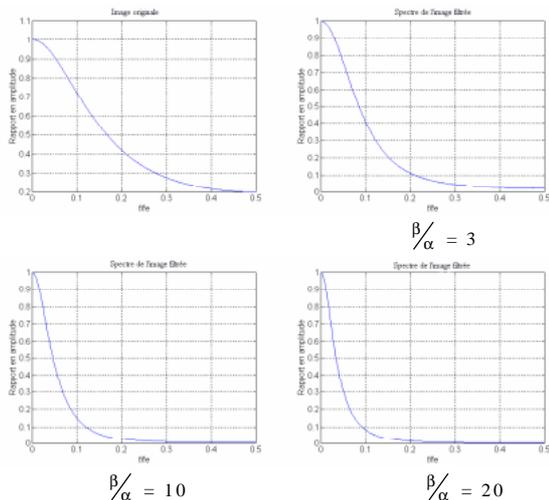


Figure 3 : Exemples de spectres obtenus en fonction de différents rapports (β/α)

La figure 3 montre quelques exemples de courbes $(FTM_{\alpha\beta}(v))$ obtenues en fonction de différents rapports (β/α) . La figure 4 montre l'évolution de la résolution en fonction du rapport (β/α) , et en fonction de la FTM_0 choisie pour définir la résolution.

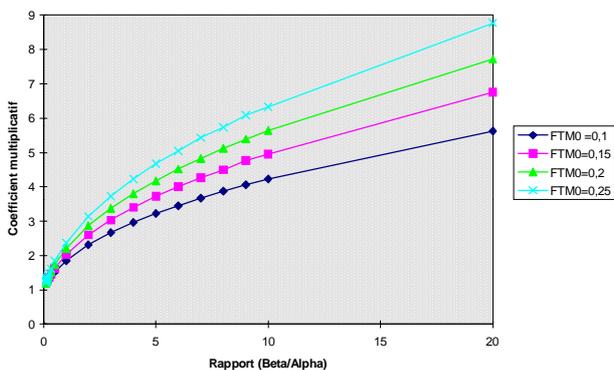


Figure 4 : Variations de la résolution en fonction du rapport (β/α) et de la FTM_0 choisie

La figure 5 permet de comparer une image originale SPOT (résolution = 10 m) et une image dont la résolution est simulée à 10m (la résolution de l'image d'origine est de 1m50). La figure 5.A est l'image SPOT et la figure 5.B est l'image diffusée de façon uniforme par notre méthode en prenant un rapport $(\beta/\alpha)=16$ suivi d'un ré-échantillonnage pour mettre les 2 images au même pas (la FTM_0 de l'image originale avant diffusion était de 0,2). Même si les deux images ont des géométries différentes, nous pouvons tout de

même remarquer que le contenu informatif est comparable, notamment sur les quais.



(A) Image SPOT (B) Image Diffusée

Figure 5 : Comparaison d'une image SPOT et d'une image dont la résolution a été simulée à celle de SPOT par application de notre méthode.

5. Conclusion

Cet article présente une méthode basée sur le concept de diffusion anisotropique qui permet de dégrader une image en préservant des zones qualifiées d'intérêt par l'utilisateur. Les principaux avantages de cette méthode résident dans :

- la conservation d'une attache au données;
- la maîtrise de la résolution;
- la possibilité de simuler toutes les résolutions;
- la convergence du processus.

Cette méthode constitue un moyen d'obtenir de meilleurs résultats dans le cas de génération de Quick-Looks. Une étude est actuellement en cours afin de le démontrer.

6. Références

[BEN97] J.M. Benharrosh, M. Berthod, S. Houzelle. « *How to preserve cartographic features using anisotropic diffusion ?* », Scandinavian Conference Image Analysis 97, IAPR, 9-11 June 1997, Lappeenranta (Finlande). *Proceedings à paraître*.

[FAL94] F. Falzon. « *Analyse multi-échelle, détection des singularités et caractérisation de la régularité des images* », Thèse de Doctorat de l'Université de Nice Sophia-Antipolis, Décembre 1994.

[HER95] G.Bouvier, A. Mhani, W. Beaudot, J. Herault. « *Modélisation de la rétine des vertébrés* », 15ème Colloque Gretsi, pp. 1057-1060, Septembre 95.

[MAH91] M. Mahowald, C. Mead. « *Une rétine en silicium* », Revue *Pour la Science* N°165. Juillet 91.

[PM90] P. Perona, J. Malik. « *Scale-Space and edge detection using anisotropic diffusion* », *IEEE Trans. PAMI*, 12(7):629-639, June 90.

[ROU96] N. Rougon, F. Prêteux. « *Représentations multi-échelles génériques par diffusion anisotrope contrôlée* », pp. 289-298, Proceedings of RFIA 96.

[SMCM91] P.Saint-Marc, J.S. Chen, G. Medioni. « *Adaptive Smoothing : a general tool for early vision* », *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13,N°6, June 1991.