

# Erosion adaptative pour les images en niveaux de gris

Romulus TEREBES<sup>(1),(2)</sup>, Olivier LAVIALLE<sup>(1)</sup>, Pierre BAYLOU<sup>(1)</sup>, Monica BORDA<sup>(2),(3)</sup>, Ioan NAFORNITA

<sup>(1)</sup>Equipe Signal et Image ENSEIRB

BP 99, 33402 Talence Cedex, France

<sup>(2)</sup>Université Technique de Cluj-Napoca, Faculté d'Electronique et de Télécommunications

26-28 Rue G. Baritiu, 3400 Cluj-Napoca, Roumanie

<sup>(3)</sup>Université Politehnica Timisoara

1 Bd V. Parvan, 1900 Timisoara, Roumanie

email: [romi@tsi.u-bordeaux.fr](mailto:romi@tsi.u-bordeaux.fr), [lavialle@tsi.u-bordeaux.fr](mailto:lavialle@tsi.u-bordeaux.fr), [baylou@tsi.u-bordeaux.fr](mailto:baylou@tsi.u-bordeaux.fr),

**Résumé** - Nous présentons dans cet article un nouvel opérateur morphologique adaptatif pour des images en niveaux de gris. La forme, l'orientation et la dimension de l'élément structurant sont définies à partir de la géométrie locale de l'image. Initialement, nous avons proposé d'utiliser une mesure locale d'orientation lissée par Analyse en Composantes Principales pour définir l'orientation de l'élément structurant. Ici, cette approche est reprise et améliorée en utilisant de nouveaux outils de mesure de l'orientation et en intégrant une fonction de distance entre pixels. Notre approche est illustrée au travers du rehaussement d'images de gravures anciennes

**Abstract** - In this article we present a new adaptive morphological operator for gray scale images. The shape, the orientation and the dimensions of the structuring element are defined starting from the local geometrical characteristics of the image. Firstly, we proposed a method that uses a local measure of orientation, filtered using a Principal Component Analysis. Here we took the same approach and we improved it by using new orientation estimation tools. We are also able to locally adapt the dimensions of the structuring element, according to a fast marching method. The efficiency of our method is illustrated through the enhancement of ancient engravings.

## 1. Introduction

Depuis quelques années, les filtres morphologiques ont fait l'objet de nombreux travaux et ont débouché sur de nombreuses applications dans le cadre du traitement des images [7], [2], [4], [5]. Initialement, le support des opérateurs morphologiques était de dimension et de forme fixées. Un tel voisinage conduit à créer des motifs artificiels ou à enlever des détails significatifs [8]. Une solution consiste en modifier la structure du voisinage pour prendre en compte les caractéristiques locales de l'image étudiée. Par exemple, Gleason et Tobin [2] proposent une méthode fondée sur l'analogie avec l'attraction gravitationnelle permettant une sélection adaptative de l'élément structurant dans le cas des images binaires. En [4], nous avons introduit une approche fondée sur une analogie avec l'électrostatique pour des images binaires. La direction et l'intensité du filtrage morphologique est alors obtenu par mesure d'une force de répulsion entre pixels d'un même objet et d'attraction entre pixels d'objets différents. Nous avons ensuite étendu cette approche au cas des images en niveau de gris [5]. La méthode présentée en [1], utilise une combinaison des fenêtres, la forme du support résultant dépend de la géométrie locale de l'image étudiée. Nous pouvons encore citer d'autres approches comme celle proposée en [3] qui permet un apprentissage sur la forme de l'élément structurant à l'aide d'un algorithme génétique.

Dans cet article, nous présentons une approche similaire à celle que nous avons proposé en [7], en utilisant de nouveaux outils de mesure de l'orientation et en intégrant une fonction de distance entre pixels. Dans la section 2, nous présentons la

méthode utilisée pour l'estimation de l'orientation locale puis la manière dont l'information locale est ensuite lissée à l'aide d'une méthode de diffusion d'orientation. Le résultat obtenu nous permet de forcer la transformation morphologique dans la direction correspondante. L'intensité de la transformation dépend d'une mesure de dissemblance fondée sur la notion d'ensemble de niveau par l'intermédiaire de l'algorithme du Fast Marching [9]. A l'intérieur de zones de niveaux de gris constants, l'action de l'opérateur proposé est isotrope. Cet aspect est illustré en détail en Section 3. Enfin, la section 4 est consacrée à la présentation de quelques résultats permettant d'illustrer le fonctionnement de notre méthode dans le cadre du rehaussement d'images de gravures anciennes.

## 2. Estimation de l'orientation locale

Notre objectif est en premier lieu l'obtention d'une mesure de l'orientation en tout point de l'image. Comme en [7], la mesure de l'orientation locale est obtenue classiquement par la mesure du gradient : nous calculons respectivement les composantes horizontales ( $grad_x$ ) et verticales ( $grad_y$ ).

Par suite, l'orientation d'une structure contenue dans une image est définie à  $\pi$  près comme l'orthogonale au vecteur gradient :

$$\theta = \arctan\left(\frac{grad_x}{grad_y}\right) + \frac{\pi}{2}. \quad (1)$$

Le gradient utilisé est le gradient de Sobel.

La figure 1 illustre la mesure d'orientation obtenue pour une image correspondant à un profil sinusoïdal.

La mesure d'un gradient locale est sensible au bruit et donne de mauvaises estimations d'orientation en haut des crêtes et dans les vallées. Par suite, en [7], nous proposons d'utiliser une Analyse en Composantes Principales. L'ACP agit comme un moyennneur d'orientation avec les inconvénients classiques de ce type d'opérateur. En particulier, l'utilisation d'un tel filtrage d'orientation peut conduire à un mélange des orientations dans le cas de croisement de courbes ou d'objets.

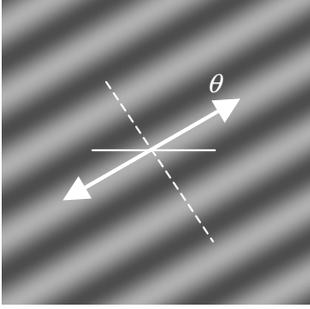


FIG. 1 : Profil sinusoïdal et orientation associée

Dans le but de nous affranchir des problèmes liés au filtrage d'orientation, nous proposons l'utilisation du principe de diffusion d'orientation récemment introduit par Perona [6] en introduisant une notion supplémentaire liée à la confiance d'orientation.

La méthode est inspirée des méthodes de diffusion utilisées pour filtrer des images en niveaux de gris. L'orientation locale est modifiée à partir des différences calculées entre l'orientation d'un pixel et les orientations de ses voisins. Perona considère un processus de diffusion linéaire sur un 4 ou un 8-voisinage :

$$\theta_i(k,t) = \Delta\theta(k,t) \quad (2)$$

où, pour simplifier, nous notons  $k$  la coordonnée spatiale du pixel.

Dans le cas de l'orientation, la solution proposée passe par la minimisation au cours du temps d'une fonction d'énergie :

$$E = \sum_k 1 - \cos(\theta_{k+1} - \theta_k) \quad (3)$$

Soit, avec une minimisation par descente de gradient:

$$\frac{\partial \theta_k}{\partial t} = \lambda [\sin(\theta_{k+1} - \theta_k) + \sin(\theta_{k-1} - \theta_k)] \quad (4)$$

Par suite, le processus consiste, dans le cas 2D et pour le voisinage  $N(i,j)$  du pixel de coordonnées  $i,j$ , à modifier itérativement l'orientation en utilisant :

$$\Delta\theta_{i,j} = \sum_{n \in N(i,j)} \sin(\theta_n - \theta_{i,j}) \quad (5)$$

Dans (4), le paramètre positif  $\lambda$  est la vitesse de diffusion. Elle doit avoir des valeurs très inférieures à 1 pour que le processus de diffusion soit stable.

Nous avons adapté cette méthode en introduisant dans (5) une notion de confiance dans l'orientation calculée  $conf(\theta_n)$  :

$$\Delta\theta_{(i,j)} = \sum_{n \in N(i,j)} conf(\theta_n) \sin(\theta_n - \theta_{(i,j)}) \quad (6)$$

La confiance est, dans ce cas, une mesure d'homogénéité calculée sur le voisinage de chacun des pixels de  $N(i,j)$  :

$$conf(\theta_n) = \frac{1}{N} \sum_{n \in N(n)} \cos(\theta_n - \theta_n) \quad (7)$$

où  $N = \text{card}(N(n))$ .

L'influence d'un pixel dans le processus de diffusion sera d'autant plus importante que la confiance calculée en (7) sera élevée, i.e. d'autant plus que les orientations seront homogènes sur son voisinage.

Un exemple de l'utilisation de la diffusion d'orientation est donné à la figure 2. Partant d'une image bruitée (figure 2a), nous avons utilisé une ACP avec un masque 7x7 sur un calcul préalable de gradient de Sobel (figure 2b). La figure 2c représente le résultat obtenu par diffusion. Les images d'orientation sont classiquement représentées avec une palette circulaire.

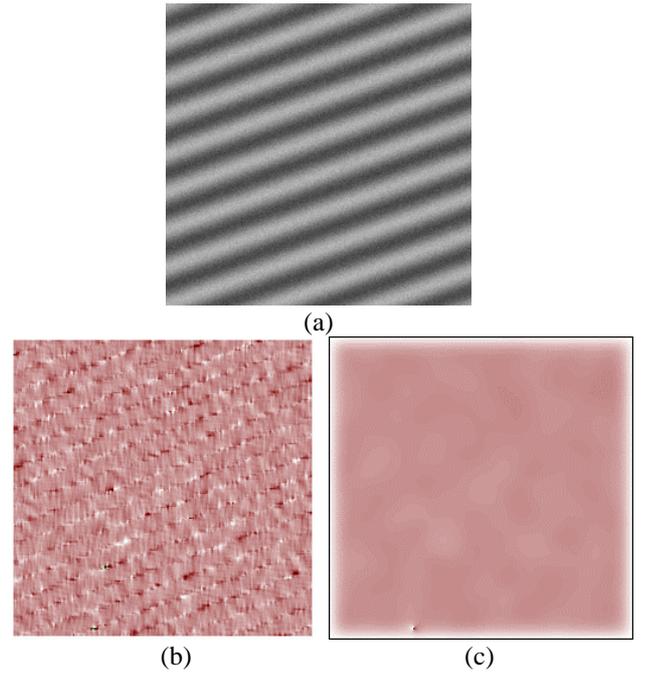


FIG. 2 : Lissage d'orientation. (a) image originale bruitée, (b) Orientation moyenne après une ACP (taille du support : 7x7), (c) résultat de la diffusion  $\lambda=0.09$ , 100 itérations

### 3. Mesure de dissemblance

Nous nous plaçons dans le cadre du rehaussement d'images de gravures anciennes telles que celle présentée à la figure 3. Notre but est d'obtenir une transformation morphologique qui préserve les détails sur des objets fins. Parallèlement au choix de son orientation, l'objectif est donc d'adapter la forme de

l'élément structurant en fonction du voisinage du pixel courant.

Nous cherchons en fait à sélectionner pour voisinage un ensemble de pixel en cohérence avec le pixel courant. Pour ce faire, nous proposons l'utilisation d'une approche fondée sur les ensembles de niveaux [9] qui consiste à sélectionner les pixels de niveaux de gris suffisamment proche du pixel courant. Le résultat est obtenu en affectant un potentiel à chaque pixel égal à la valeur absolue de la différence entre son niveau de gris et le niveau de gris du pixel courant. L'intégration de ce potentiel sur un voisinage carré aboutit à une mesure d'énergie qui mesure la dissemblance entre les pixels et le pixel central.

Soit  $P_{i,j}$  la valeur absolue des différences en niveaux de gris entre le pixel central et les niveaux de gris des ses voisins. Cette valeur définie comme un potentiel peut être intégrée sur un voisinage de taille donnée en utilisant l'algorithme du fast marching défini par Sethian [9]. En chaque point de coordonnées  $i,j$ , nous obtenons une approximation  $u$  de la valeur d'énergie  $U_{i,j}$  par :

$$\begin{aligned} & (\max \{u - U_{i-1,j}, u - U_{i+1,j}, 0\})^2 \\ & + (\max \{u - U_{i,j-1}, u - U_{i,j+1}, 0\})^2 = P_{i,j}^2 \end{aligned} \quad (8)$$

Pour chaque point du quadrillage nous obtenons donc une valeur d'énergie décrivant la distance en niveaux de gris entre le point central et le pixel considéré. La figure 4 représente cette fonction d'énergie calculée sur un détail de la figure 3.

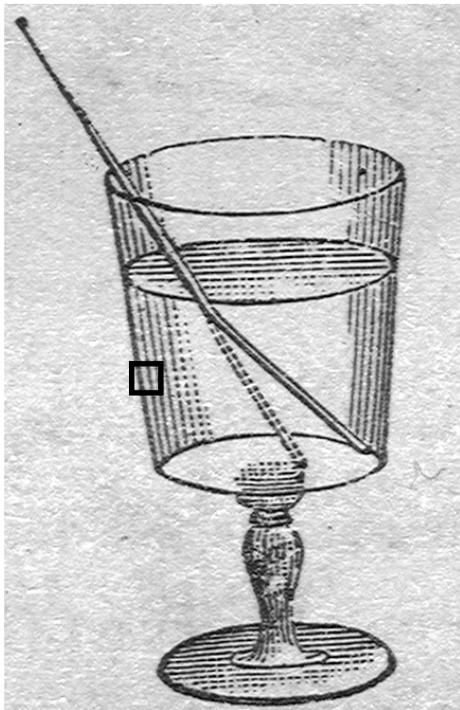


FIG. 3 :Gravure ancienne

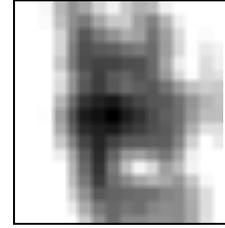


FIG. 4 : Fonction énergie pour le voisinage encadré en noir dans la FIG. 3

Cette énergie peut être seuillée pour obtenir un ensemble connexe de pixel représentant un voisinage adapté.

#### 4. Transformation adaptative

En utilisant les informations d'orientation et la mesure de dissemblance, toute transformation morphologique classique est envisageable. Au vu de la nature des gravures numériques, nous sommes intéressés par la reconstruction des traits sombres, donc par l'opérateur d'érosion.

Une érosion classique d'une image  $f$  par un élément structurant plat  $B$  est définie par :

$$f \ominus B = \{ \min f(y) : y \in B_x \} \quad (9)$$

L'approche classique utilise comme élément structurant une fenêtre rectangulaire avec un nombre impair d'éléments.

Dans certaines applications l'objectif est d'obtenir une érosion préférentielle dans les directions principales des objets [2],[4], [5].

Pour développer l'opérateur d'érosion adaptative, nous proposons de modifier l'élément structurant pour chaque pixel de l'image en tenant compte de l'information d'orientation et de la mesure de dissemblance. C'est un processus en deux temps :

- à partir d'une fenêtre carrée de dimension fixée, l'information directionnelle est utilisée pour modifier la forme de l'élément structurant en fonction de l'orientation locale.

- en fixant un seuil d'énergie, nous construisons à l'intérieur de la fenêtre orientée l'élément structurant réellement utilisé.

La forme de l'élément structurant est modifié comme en [7] par la substitution avec une droite numérique dont l'orientation est donnée par l'estimation à l'aide des vecteurs gradients et du lissage effectué en utilisant la diffusion. Si la confiance dans l'orientation, définie dans ce cas comme le module du vecteur gradient multiplié par la confiance (7), est petite, l'élément structurant n'est pas modifié, l'érosion est, dans ce cas, isotrope.

Dans un second temps, le seuil d'énergie détermine la forme réelle de l'élément structurant, en chaque pixel.

La figure 5 illustre le principe de la construction de l'élément structurant. Nous avons représenté l'imagette d'énergie de la figure 6. L'orientation moyenne locale est l'orientation modulo  $\pi$  de la droite. Les pixels situés près des bords ont une valeur élevée pour la fonction d'énergie et ils seront éliminés. Pour les traits fins homogènes, l'énergie a des valeurs faibles le long du trait, par suite tous les pixels

situés le long de la droite figurant l'orientation seront intégrés au masque. Dans les zones sans information d'orientation l'élément structurant reste une fenêtre rectangulaire.

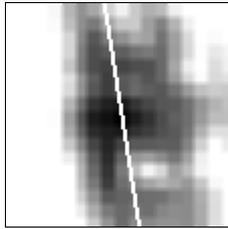


FIG. 5 : Fonction énergie avec orientation superposée. L'élément structurant est la droite blanche qui passe par le pixel central

## 5. Résultats et conclusions

La figure 6a représente un détail de la figure 3. Les résultats obtenus avec une érosion classique sont montrés à la figure 6b. L'image d'orientation moyenne figure 6c est utilisée pour la sélection des éléments structurants (figure 6d).

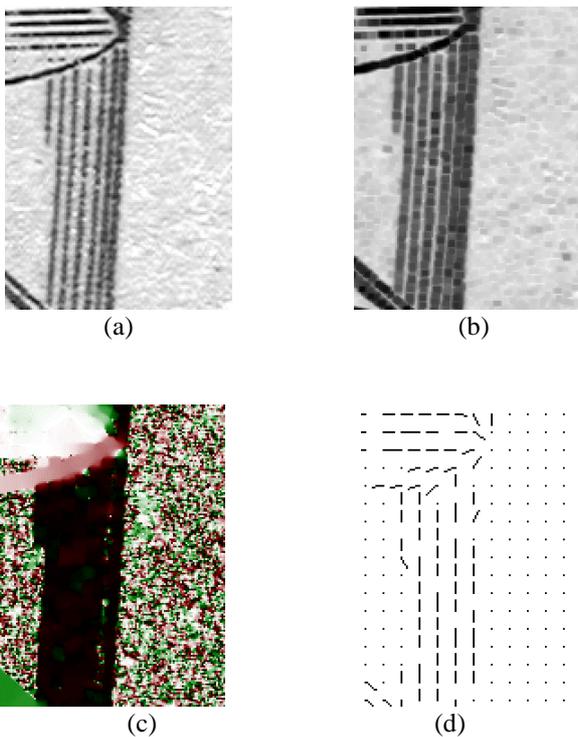


FIG. 6 : (a) image originale 5, (b) Erosion classique 3x3, (c) Orientation diffusée. 150 itérations,  $\lambda=0.09$ , (d) Eléments structurants adaptatifs 9x9, seuil d'énergie 100

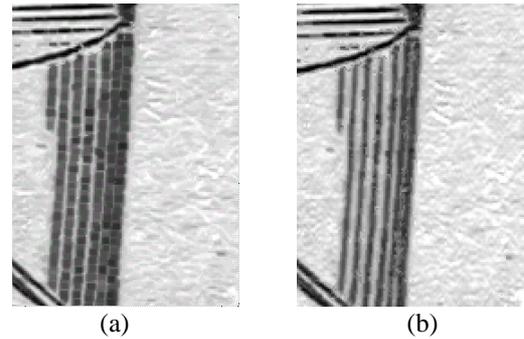


FIG. 7 : (a) Erosion directionnelle 7x7  $\lambda=0.09$  [7], (b) Erosion adaptative, seuil d'énergie 100

A partir de l'image présentée figure 6a, la figure 7b montre les résultats obtenus en utilisant l'approche complète proposée dans cet article. L'intérêt d'utiliser la mesure de dissemblance est illustré par la figure 6d où les orientations mesurées sur les pixels du fond n'ont aucune signification (éléments structurants réduits à un point). L'utilisation de la fonction d'énergie permet de réduire l'effet des ces orientations en réduisant les éléments structurants pour ne pas franchir de fortes barrières de potentiel. En procédant de cette manière les détails de l'image sont sauvegardés. Les résultats obtenus en utilisant la simple mesure d'orientation [7] sont montrés en figure 7a. Par comparaison, les résultats obtenus figure 7b montrent que la méthode proposée permet d'éroder l'image sans épaissement des zones sombres.

## Références

- [1] F. Cheng, A. N. Vetsanopoulos *Adaptive morphological operators, fast algorithms and their applications*, Pattern Recognition, Vol 33 pp.917-933, 2000
- [2] S.S. Gleason, K. W. Tobin. *Directional Dilation for the connection of piece-wise objects: a semiconductor case study*. Proceedings IEEE International Conference on Image Processing, Vol III, pp. 9-12, 1993
- [3] N.R. Harvey, S. Marshall. *The use of genetic algorithms in morphological filter design*. Signal Processing – Image Communication, Vol.8, January, 1996.
- [4] O. Laviaille, P. Baylou. *Morphologie mathématique adaptative d'inspiration coulombienne*, Actes RFIA, Vol I, pp. 209-216, 1998.
- [5] O. Laviaille, D. Delord, P. Baylou *Adaptive morphology applied to grey level object transformation*, Proceedings EUSIPCO, Vol 1, Elsevier Publisher, 2000.
- [6] P. Perona – *Orientation Diffusions*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7 no. 3, March 1998, p.457-467
- [7] R. Terebes, O. Laviaille, P. Baylou, M. Borda, I. Naforrita. *Adaptive directional morphological operators*, Proceedings EUSIPCO2000, Tampere, Finland, 2000.
- [8] J.Serra *Image Analysis and Mathematical Morphology* London, Academic Press, 1982.
- [9] Sethian J.A. *A fast marching level set method for monotonically advancing fronts*. Proc Nat. Acad. Sci. 93(4), 1996.